

**UNIVERSIDADE FEDERAL DOS VALES DO JEQUITINHONHA E MUCURI**

**Programa de Pós-Graduação em Ciência Florestal**

**Tamires Mousslech Andrade Penido**

**MODELAGEM DA PRODUÇÃO DE POVOAMENTOS DE EUCALIPTO  
UTILIZANDO DIFERENTES METODOLOGIAS**

**Diamantina**

**2017**



**Tamires Mousslech Andrade Penido**

**MODELAGEM DA PRODUÇÃO DE POVOAMENTOS DE EUCALIPTO  
UTILIZANDO DIFERENTES METODOLOGIAS**

Dissertação apresentada ao programa de Pós-Graduação em Ciência Florestal da Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri, como requisito para obtenção do título de Mestre.

Orientador: Prof. Dr. Gilciano Saraiva Nogueira

**Diamantina**

**2017**

Ficha Catalográfica – Serviço de Bibliotecas/UFVJM  
Bibliotecário Anderson César de Oliveira Silva, CRB6 – 2618.

P411m	<p>Penido, Tamires Mousslech Andrade Modelagem da produção de povoamentos de eucalipto utilizando diferentes metodologias / Tamires Mousslech Andrade Penido. – Diamantina, 2017. 71 p. : il.</p> <p>Orientador: Gilciano Saraiva Nogueira</p> <p>Dissertação (Mestrado – Programa de Pós-Graduação em Ciência Florestal) - Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri.</p> <p>1. Relação hipsométrica. 2. Redes neurais artificiais. 3. Árvore individual. 4. Distribuição diamétrica. I. Título. II. Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri.</p> <p><b>CDD 634.973</b></p>
-------	----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

**Tamires Mousslech Andrade Penido**

**MODELAGEM DA PRODUÇÃO DE POVOAMENTOS DE EUCALIPTO  
UTILIZANDO DIFERENTES METODOLOGIAS**

Dissertação apresentada ao programa de Pós-Graduação em Ciência Florestal da Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre.

Orientador: Prof. Dr. Gilciano Saraiva Nogueira

Data de aprovação \_\_\_\_/\_\_\_\_/\_\_\_\_.

---

Prof. Dr. Paulo Henrique Fidêncio  
Faculdade de Ciências Exatas- UFVJM

---

Prof Dr. Márcio Leles Romarco Oliveira  
Faculdade de Ciências Agrárias - UFVJM

---

Prof. Dr. Eric Bastos Görgens  
Faculdade de Ciências Agrárias - UFVJM

---

Prof. Dr. Gilciano Saraiva Nogueira  
Faculdade de Ciências Agrárias - UFVJM

**Diamantina**

**2017**



*Dedico à Deus, aos meus amados pais, à minha querida  
irmã e ao meu amor, com todo carinho.*





## **AGRADECIMENTOS**

Primeiramente agradeço à Deus, por todas as bênçãos agraciadas.

À minha amada mãe (Giselda), pelo amor incondicional, incentivo e sobretudo, pela confiança a mim dedicados.

Ao meu amado pai (Magid), que acompanhou minha jornada de um ângulo diferenciado e pela presença contínua em meus pensamentos.

À minha irmã (Jamila), pelo carinho e conselhos de sempre.

À minha avó (Maria Orlinda) pelos ensinamentos de vida.

Ao meu amado (Bruno), pelo amor e por estar sempre ao meu lado me completando, ajudando e me dando forças para concluir meus objetivos.

Aos familiares pela atenção e carinho a mim dedicados, em especial a tia Ângela, que sempre esteve comigo.

Aos meus amigos e colegas, especialmente Lomanto, Mateus, Clara e Ana pela cumplicidade, motivações e carinho.

À UFVJM, por proporcionar um aprendizado pessoal e profissional, em especial aos mestres e funcionários que estiveram sempre disponíveis.

Ao prof. Reynaldo, por ter contribuído com meus primeiros passos durante a trajetória acadêmica.

Ao professor Gilciano, pela oportunidade do mestrado e por ter contribuído pelo meu crescimento pessoal e profissional.

Aos professores Márcio, Eric e Paulo, por aceitarem compor a minha banca de mestrado e contribuírem cientificamente com esta dissertação.

Aos demais professores que estiveram presentes em minha caminhada contribuindo para o meu progresso.

Ao Programa de Pós-Graduação em Ciência Florestal que forneceu apoio para este trabalho ser realizado.

À CAPES, pelo apoio financeiro à pesquisa.



## RESUMO

A modelagem é um procedimento estatístico empregado por gestores florestais para esboçar o desenvolvimento vegetal com precisão. Informações confiáveis do crescimento e da produção são essenciais para prever e quantificar a estrutura futura do povoamento. O presente trabalho foi dividido em dois capítulos. Os objetivos foram avaliar a eficiência de se estimar a altura empregando diferentes modelos hipsométricos, critérios de estratificação e métodos de ajuste, além de comparar três categorias de modelos de crescimento e produção (MCP) em plantações comerciais de eucalipto. Foram definidas quatro unidades de manejo florestal, totalizando 293,43 ha. O inventário florestal contínuo foi realizado em 34 parcelas permanentes de 400 m<sup>2</sup>. O espaçamento de plantio foi de 3,0 x 2,5 m. Avaliou-se a precisão do ajuste de treze modelos hipsométricos. Foram treinadas RNA empregando as mesmas variáveis de resposta e preditoras adotadas nas equações selecionadas. As categorias de MCP testadas foram: em nível de povoamento (MP), pelo sistema de equações simultâneas de Clutter; de distribuição diamétrica (MDD), pelo ajuste de função densidade de probabilidade de Weibul-2P e de árvores individuais (MAI), pelo modelo de Pienaar e Schieyer. As equações provenientes do modelo de altura em função do diâmetro e da altura dominante forneceram estimativas confiáveis da altura para diferentes critérios de estratificação, demonstrando superioridade em relação aos modelos locais. A modelagem por regressão e redes demonstraram-se adequadas para estimar a altura, com ou sem estratificação do banco de dados. A estratificação é um procedimento que pode melhorar a qualidade das estimativas de altura obtidas por regressão e RNA. As três categorias de modelo proporcionaram estimativas confiáveis da produção em volume com casca, aos 36, 48, 60 e 72 meses, para as unidades de manejo estudadas. O MAI foi a categoria mais precisa e consistente na estimativa do volume por hectare. As projeções com MP e MDD podem gerar estimativas similares de volume para idades além daquelas em que se realizou o inventário florestal.

**Palavras-chave:** redes neurais artificiais; árvore individual, distribuição diamétrica; relação hipsométrica



## ABSTRACT

Modeling is a statistical procedure employed by forest managers to sketch plant development with precision. Reliable growth and production information are essential to predict and quantify the future stand structure. The present work was divided in two chapters. The objectives were to evaluate the efficiency of height estimation using different hypsometric models, stratification criteria and adjustment methods, beside to evaluate and compare three categories of growth and yield models (MCP) in commercial eucalypt plantations. Four forest management units were defined, totaling 293.43 ha. The continuous forest inventory was realized in 34 permanent plots of 400 m<sup>2</sup>. The planting spacing was 3.0 x 2.5 m. The accuracy of the fit of thirteen hypsometric models was evaluated. ANN were trained using the same response e predictive variables adopted in the selected equations. The MCP categories tested were: in level of stand (MP), using Clutter's simultaneous equations; diameter distribution model (MDD), by adjustment of the Weibull-2P's probability density function and individual trees (MAI), by Pienaar and Schiver model. The equations from the height model according to the diameter and the dominant height provided reliable height estimates for different stratification criteria, showing superiority in relation to local models. Regression and networks modelling were suitable for estimating height, with or without stratification of the database. Stratification is a procedure that can improve the quality of the estimates obtained by regression and ANN. The three model categories provided reliable estimates of the volume with bark production at 36, 48, 60 and 72 months for the management units studied. MAI was the most accurate and consistent category in estimating volume per hectare. Projections with MP and MDD can generate similar estimates of volume for ages beyond those in which the forest inventory was carried out.

**Keywords:** artificial neural networks; individual tree, diametric distribution; hypsometric relationship



## **LISTA DE ILUSTRAÇÕES**

### **CAPÍTULO 1 - ALTURA DE ÁRVORES DE EUCALIPTO ESTIMADA POR REGRESSÃO E REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS**

- Figura 1** - Figura 1. Distribuição dos resíduos percentuais em função da altura estimada por regressão e redes neurais artificiais na fase de parametrização..... 36
- Figura 2** - Figura 2. Distribuição dos resíduos percentuais em função da altura estimada por regressão e redes neurais artificiais na fase de validação..... 37

### **CAPÍTULO 2 - PRODUÇÃO DE POVOAMENTOS DE EUCALIPTO NÃO DESBASTADOS ESTIMADOS POR TRÊS CATEGORIAS DE MODELOS**

- Figura 1** . Representações gráficas da distribuição dos resíduos percentuais e da relação entre volumes com casca estimados e observados para três categorias de modelo.  
..... 53
- Figura 2** - Figura 2. Representação gráfica da projeção futura do volume com casca considerando a idade atual de 24 meses para três categorias de modelo..... 56





## LISTA DE TABELAS

### CAPÍTULO 1 - ALTURA DE ÁRVORES DE EUCALIPTO ESTIMADA POR REGRESSÃO E REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS

<b>Tabela 1</b> - Caracterização das variáveis dendrométricas contempladas no inventário florestal contínuo para cada unidade de manejo florestal (UMF). .....	27
<b>Tabela 2</b> - Tabela 2. Modelos testados para a estimativa da altura de eucalipto em diferentes unidades de manejo e idades.....	28
<b>Tabela 3</b> - Coeficientes das equações selecionadas para as análises subsequentes, ajustadas por regressão para diferentes critérios de estratificação .....	31
<b>Tabela 4</b> - Estatísticas de precisão das equações selecionadas para as análises subsequentes, ajustadas por regressão para diferentes critérios de estratificação .....	32
<b>Tabela 5</b> - Características das redes neurais artificiais selecionadas para estimar a altura de eucalipto, considerando diferentes critérios de estratificação .....	34
<b>Tabela 6</b> - Estatísticas de precisão das redes neurais artificiais selecionadas para estimar a altura de eucalipto, considerando diferentes critérios de estratificação .....	35

### CAPÍTULO 2 - PRODUÇÃO DE POVOAMENTOS DE EUCALIPTO NÃO DESBASTADOS ESTIMADOS POR TRÊS CATEGORIAS DE MODELOS

<b>Tabela 1</b> - Equações de volume com casca (VCC, $m^3 \cdot \text{árvore}^{-1}$ ) de cada unidade de manejo florestal (UMF).....	46
<b>Tabela 2</b> - Equações obtidas para as três categorias de modelo avaliadas .....	52
<b>Tabela 3</b> - Estatísticas utilizadas para avaliar as diferenças entre produções totais observadas e estimadas por três categorias de modelos .....	55



## SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO GERAL.....	17
1.1 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	19
2. CAPÍTULO 1 - ALTURA DE ÁRVORES DE EUCALIPTO ESTIMADA POR REGRESSÃO E REDES NEURAS ARTIFICIAIS .....	23
2.1 INTRODUÇÃO .....	24
2.2 MATERIAL E MÉTODOS .....	26
2.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	29
2.4 CONCLUSÕES .....	39
2.5 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	39
3. CAPÍTULO 2 - PRODUÇÃO DE POVOAMENTOS DE EUCALIPTO NÃO DESBASTADOS ESTIMADOS POR TRÊS CATEGORIAS DE MODELOS .....	44
3.1 INTRODUÇÃO .....	45
3.2 MATERIAL E MÉTODOS .....	47
3.2.1 <i>Descrição dos dados</i> .....	47
3.2.2 <i>Modelo em nível de povoamento</i> .....	48
3.2.3 <i>Modelo de distribuição diamétrica</i> .....	48
3.2.4 <i>Modelo de árvores individuais</i> .....	50
3.2.5 <i>Avaliação dos modelos</i> .....	50
3.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	51
3.3.1 <i>Estimação do índice de sítio</i> .....	51
3.3.2 <i>Qualidade dos ajustes</i> .....	51
3.3.3 <i>Avaliação das projeções de produção em volume</i> .....	54
3.4 CONCLUSÕES .....	56
3.5 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	56
4. CONCLUSÕES GERAIS.....	63
5. APÊNDICE.....	65



## 1. INTRODUÇÃO GERAL

O manejo florestal envolve a utilização racional dos recursos da floresta e requer estimativas precisas do estoque de crescimento e produção, expresso em volume de madeira (BINOTI et al., 2014).

O monitoramento do crescimento é feito através do inventário florestal contínuo e consiste na medição periódica de variáveis dendrométricas para obtenção de estimativas de volume e outras grandezas de interesse comercial (SANQUETTA et al., 2015). A medição da altura de todas as árvores em pé, através de hipsômetros, pode tornar o inventário oneroso, laborioso e sujeito a muitos erros não amostrais (MOREIRA et al., 2015). Assim, é comum o emprego de equações hipsométricas para a estimação da altura das árvores que tiveram apenas o diâmetro medido. A análise da precisão das equações geradas é de grande importância para a escolha do melhor modelo podendo, inclusive, influenciar o erro na obtenção de estimativas da produção.

Diante à possibilidade de alguns modelos hipsométricos apresentarem tendenciosidades e níveis de erro incompatíveis com a precisão desejada no manejo florestal, testam-se diferentes modelos e seleciona-se aquele de melhor ajuste (MACHADO et al., 2008; ARAÚJO et al., 2012; SANQUETTA et al., 2015). Sempre que possível, recomenda-se uma equação hipsométrica para cada situação particular de sítio (VENDRUSCOLO et al., 2015). A estratificação hipsométrica pode ser realizada em função da própria variável de interesse, densidade de plantio, sítio, material genético, prática silvicultural, idade ou a combinação dessas variáveis (PÉLLICO NETTO e BRENA, 1997; CURTO et al., 2014; MIRANDA et al., 2014).

Tradicionalmente, diversos modelos matemáticos têm sido investigados para estabelecer uma relação da altura de uma árvore com seu respectivo diâmetro. As Redes Neurais Artificiais (RNA) são abordagens alternativas à regressão, que não demandam suposições sobre a relação entre variáveis usadas no ajuste (BINOTI et al., 2014). São constituídas por unidades simples de processamento (neurônios artificiais) associadas a forças de conexão, conhecidas como pesos sinápticos, para desempenhar uma determinada tarefa (MARTINS et al., 2016). Contudo, são frequentemente treinadas com uma quantidade de variáveis preditoras superior àquela empregada em modelos hipsométricos.

Informações confiáveis do crescimento e da produção dos povoamentos são essenciais para o planejamento e confecção de planos de manejo. A maioria dos sistemas de predição florestal é expressa na forma de equações matemáticas ou sistemas de equações

inter-relacionadas (SANTANA et al., 2005). As principais categorias de modelos usadas no setor são direcionadas para povoamento, distribuição diamétrica e para árvores individuais (DAVIS et al., 2005; CASTRO et al., 2013). São modelos que simulam a dinâmica de sistemas biológicos, prevendo sua produção do longo do tempo (VANCLAY, 1994).

A modelagem do crescimento e da produção é normalmente feita em nível de povoamento, com o ajuste do modelo de Clutter pelo método dos mínimos quadrados, em dois estágios (DAVIS et al., 2005; CAMPOS e LEITE, 2013). Trata-se de um modelo de densidade variável, compatível, explícito e consistente, que gera estimativas gerais da população (NOGUEIRA et al., 2005; CAMPOS e LEITE, 2013). É o modelo mais difundido no Brasil, pois é de fácil ajuste, menos complexo e atende de modo eficiente à maioria dos usuários. (AZEVEDO et al., 2016).

Os modelos de distribuição diamétrica se caracterizam pelo uso de funções de densidade de probabilidade (f.d.p.) estatística para descrever o comportamento atual e futuro da quantidade de indivíduos e estoque de madeira por classe de tamanho (diâmetro) (NOGUEIRA et al., 2005). A função de Weibull é a mais utilizada no setor florestal devido sua flexibilidade para assumir diferentes formas e assimetrias (SOARES et al., 2010; AZEVEDO et al., 2016). É uma categoria de predição implícita, muito usada para a obtenção de multiprodutos da madeira (DIAS et al., 2005; MENDONÇA et al. 2014).

Os modelos em nível de árvores individuais geram informações mais detalhadas e consideram as informações de cada árvore como unidade básica para a predição (DIAS et al., 2005; CLUTTER et al., 1983). São modelos pouco explorados em florestas equiâneas no país, com grande potencial para caracterizar minuciosamente a dinâmica da estrutura de povoamentos (CASTRO et al., 2013).

Independente da categoria de modelo, a previsão do crescimento e produção de uma floresta é fundamental para a tomada de decisão pelos gestores florestais. A busca pela precisão e a necessidade crescente do conhecimento dos povoamentos tem conduzido a um aprimoramento das técnicas de modelagem. Salienta-se, ainda, que a obtenção de estimativas confiáveis depende da adoção de procedimentos estatísticos que representem adequadamente as peculiaridades de cada unidade manejo.

## 1.1 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ARAÚJO, E. J. G.; PELISSARI, A. L.; DAVID, H. C.; SCOLFORO, J. R. S.; PÉLLICO NETTO, S.; MORAIS, V. A. Relação hipsométrica para candeia (*Eremanthus erythropappus*) com diferentes espaçamentos de plantio em Minas Gerais, Brasil. **Pesquisa Florestal Brasileira**, v. 32, n. 71, p. 257-268, 2012.

AZEVEDO, G. B.; OLIVEIRA, E. K. B.; AZEVEDO, G. T. O.; BUCHMANN, H. M.; MIGUEL, E. P.; REZENDE, A. V. Modelagem da produção em nível de povoamento e por distribuição diamétrica em plantio de eucalipto. **Scientia Forestalis**, v. 44, n. 110, p. 383-392, 2016.

BINOTI, M. L. M. S.; BINOTI, D. H. B.; LEITE, H. G.; GARCIA, S. L. R.; FERREIRA, M. Z.; RODE, R.; SILVA, A. A. L. Redes neurais artificiais para estimação do volume de árvores. **Revista Árvore**, v. 38, n. 2, p. 283-288, 2014.

CAMPOS, J. C. C.; LEITE, H. G. Mensuração Florestal. 4 ed. Viçosa: UFV, 2013. 605 p.

CASTRO, R. V. O.; SOARES, C. P. B.; MARTINS, F. B.; LEITE, H. G. Crescimento e produção de plantios comerciais de eucalipto estimados por duas categorias de modelos. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 48, n. 3, p. 287-295, 2013.

CLUTTER, J. L.; FORSTON, J. C., PIENAAR, L. V., BRISTER, G. H.; BAILEY, R. L. **Timber Management: A Quantitative Approach**. New York: Wiley, 1983, 333p.

CURTO, R. A.; LOUREIRO, G. H.; MÔRA, R.; MIRANDA, R. O. V.; PÉLLICO NETTO, S.; SILVA, G. F. Relações hipsométricas em floresta estacional semidecidual. **Revista de Ciências Agrárias**, v. 57, n. 1, p. 57-66, 2014.

DAVIS, L. S.; JOHNSON, K. N.; BETTINGER, P.; HOWARD, T. E. **Forest management:** to sustain ecological, economic, and social values. 4.ed. Illinois: Waveland, 2005. 804p.

DIAS, A. N.; LEITE, H. G.; CAMPOS, J. C. C.; COUTO, L.; CARVALHO, A. F. Emprego de um modelo de crescimento e produção em povoamentos desbastados de eucalipto. **Revista Árvore**, v. 29, n. 5, p. 731-739, 2005.

MACHADO, S. A.; NASCIMENTO, R. G. M.; AUGUSTYNICZIK, A. L. D.; SILVA, L. C. R.; FIGURA, M. A.; PEREIRA, E. M.; TÉO, S. J. Comportamento da relação hipsométrica de *Araucaria angustifolia* no capão da Engenharia Florestal da UFPR. **Pesquisa Florestal Brasileira**, n. 56, p. 5-16, 2008.

MARTINS, E. R.; BINOTI, M. L. M.; LEITE, H. G.; BINOTI, D. H. B.; DUTRA, G. C. Configuração de redes neurais artificiais para estimação da altura total de árvores de eucalipto. **Revista Brasileira de Ciências Agrárias**, v. 11, n. 2., p. 117-123, 2016.

MENDONÇA, A. R.; CALEGARIO, N.; SILVA, G. F.; SOUZA, A. L.; TRUGILHO, P. F.; CARVALHO, S. P. C.; POSSATO, E. L. Modelagem da produção de sortimentos em povoamentos de eucalipto. **Cerne**, v, 20, n. 4, p. 587-594, 2014.

MIRANDA, R. O. V.; DAVID, H. C.; EBLING, Â. A.; MÔRA, R.; FIORENTIN, D.; SOARES, I. D. Estratificação hipsométrica em classes de sítio e de altura em plantios clonais de eucaliptos. **Advances in Forestry Science**, v. 1, n. 4, p. 113-119, 2014.

MOREIRA, M. F. B.; THIERSCH, C. R.; ANDRADE, M. G.; SCOLFORO, J. R. S. Estimativa da relação hipsométrica com modelos não lineares ajustados por métodos bayesianos empíricos. **Cerne**, v. 21, n. 3, p. 405-411, 2015.



NOGUEIRA, G. S.; LEITE, H. G.; CAMPOS, J. C. C.; CARVALHO, A. F.; SOUZA, A. L. Modelo de distribuição diamétrica para povoamentos de *Eucalyptus* sp. submetidos a desbaste. **Revista Árvore**, v. 29, n. 4, p. 579-589, 2005.

PÉLLICO NETTO, S.; BRENA, D. A. **Inventário florestal**. Curitiba: Editorado pelos autores. 1997. 316p.

SANQUETTA, M. N. I.; SANQUETTA, C. R.; MOGNON, F.; CORTE, A. P. D.; RODRIGUES, A. L.; MAAS, G. C. B. Ajuste de equações hipsométricas para a estimação da altura total de indivíduos de jovens de teca. **Científica**, v. 43, n. 4, p. 400-406, 2015.

SANTANA, C.; MELLO, A. A.; EISFELD, R. L.; SANQUETTA, C. R. Sistema de equações para simulação do crescimento e da produção em povoamento de *Eucalyptus grandis* Hill Ex Maiden. sem desbaste baseado no modelo de Clutter. **Ambiência**, v. 1, n. 2, p. 239-256, 2005.

SOARES, T. S.; LEITE, H. G.; SOARES, C. P. B.; VALE, A. B. Comparação de diferentes abordagens na modelagem da distribuição diamétrica. **Floresta**, v. 40, n. 4, p. 731-738, 2010.

VANCLAY, J. K. **Modelling forest growth and yield**: applications to mixed tropical forests. Wallingford: School of Environmental Science and Management Papers, 1994. 537 p.

VENDRUSCOLO, D. G. S.; DRESCHER, R.; SOUZA, H. S.; MOURA, J. P. V. M.; MAMORÉ, F. M. D.; SIQUEIRA, T. A. S. Estimativa da altura de eucalipto por meio de regressão não linear e redes neurais artificiais. **Revista Brasileira de Biometria**, v. 33, n. 4, p. 556-569, 2015.



## 2. CAPÍTULO 1

### ALTURA DE ÁRVORES DE EUCALIPTO ESTIMADA POR REGRESSÃO E REDES NEURAS ARTIFICIAIS

Resumo – O objetivo deste estudo foi avaliar a eficiência de se estimar a altura empregando diferentes modelos hipsométricos, critérios de estratificação e métodos de ajuste. Foram definidas quatro unidades de manejo florestal, totalizando 293,43 ha. O inventário florestal contínuo foi realizado em 34 parcelas permanentes de 400 m<sup>2</sup>. O espaçamento de plantio foi de 3,0 x 2,5 m. Avaliou-se a precisão do ajuste de dezessete modelos hipsométricos. Foram treinadas RNA empregando as mesmas variáveis de resposta e preditoras adotadas nas equações selecionadas. Embora a regressão e as RNA tenham apresentado uma boa parametrização e uma pior validação, as estatísticas de precisão variaram pouco entre as fases de parametrização e validação. As equações provenientes do modelo de altura em função do diâmetro e altura dominante forneceram estimativas confiáveis da altura para diferentes critérios de estratificação, demonstrando superioridade em relação aos modelos locais. A estratificação é um procedimento que pode melhorar a qualidade das estimativas obtidas por regressão e redes neurais artificiais. A modelagem por regressão e redes demonstraram-se adequadas para estimar a altura, com ou sem estratificação do banco de dados.

**Palavras-chave:** estratos; inteligência artificial; regressão; relação hipsométrica

### HEIGHT OF EUCALYPTUS TREES ESTIMATED BY REGRESSION AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Abstract – The aim of this study was to evaluate the efficiency of height estimation using different hypsometric models, stratification criteria and adjustment methods. Four forest management units were defined, totaling 293.43 ha. The continuous forest inventory was realized in 34 permanent plots of 400 m<sup>2</sup>. The planting spacing was 3.0 x 2.5 m. The accuracy of the fit of seventeen hypsometric models was evaluated. ANN were trained using the same predictive and explanatory variables adopted in the selected equations. Although the regression and RNA presented good parameterization and worse validation, the precision statistics varied little between the parameterization and validation phases. The equations from the height model according to the diameter and the dominant height provided reliable height

estimates for different stratification criteria, showing superiority in relation to local models. Stratification is a procedure that can improve the quality of the estimates obtained by regression and artificial neural networks. Regression and networks modelling were suitable for estimating height, with or without stratification of the database.

**Keywords:** stratification; artificial intelligence; regression; hypsometric relationship

## 2.1 INTRODUÇÃO

O setor florestal brasileiro está inserido em um cenário de grande competitividade na qual o manejador tem o desafio de avaliar a interação do povoamento com o ambiente e identificar variáveis que influenciam o crescimento e a produção (MENDONÇA et al., 2011; SILVA et al., 2012).

A altura total, importante variável dendrométrica, pode ser definida como a distância linear do nível do solo até o topo da árvore (SOARES et al., 2011). É utilizada para cálculos de volume, caracterização do crescimento, classificação da capacidade produtiva e definição de estratégias que otimizam o uso do fuste para multiprodutos (CAMPOS e LEITE, 2013). Contudo, sua medida é mais dispendiosa e demorada quando comparada com as de diâmetro (BATISTA et al., 2014).

Na coleta de dados para inventários de florestas equiâneas, geralmente mede-se o diâmetro de todas as árvores das parcelas e a altura de apenas parte das mesmas (SILVA et al., 2012; BATISTA et al., 2014). Posteriormente, ajustam-se modelos de relação hipsométrica para estimar a altura das demais árvores em que se mediu somente o diâmetro (THIERSCH et al., 2013; ANDRADE et al., 2015). Essa prática foi descrita por Ker e Smith (1957) com intuito de reduzir a quantidade alturas medidas, melhorar a operacionalização e reduzir custos e tempo com a mensuração.

A relação hipsométrica é representada por um ajuste matemático que estima a altura individual das árvores (ZANON et al., 1996; SCHIMIDT, 1977; MACHADO et al., 2008). Simbolizada por  $h/d$ , estabelece uma função entre a variável de difícil obtenção, a altura, sobre a de mais fácil e rápida medição, o diâmetro à altura do peito (DAP) (FINGER et al., 2000; BARTOSZECK et al., 2002). Os modelos hipsométricos podem ser classificados segundo domínio de aplicabilidade, em tradicionais (locais) ou generalistas (gerais).

Os modelos tradicionais são mais simples e estimam altura em função apenas do DAP (TROREY, 1932; HENRICKSEN, 1950; PRODAN e HOLZMESSLEHRE, 1965; STOFFELS e SOEST, 1953); CURTIS, 1967), porém nem sempre produzem estimativas

precisas (CAMPOS e LEITE, 2013). Muito usados para povoamentos com características análogas ou quando não se detecta variações da altura dominante entre parcelas de inventário (LEITE e ANDRADE, 2003; BILA, 2011).

As relações hipsométricas são afetadas por características ambientais e do próprio povoamento (CURTIS, 1967; MACHADO et al., 2008; ARAÚJO et al., 2012; SANQUETTA et al., 2015). Os modelos modificados, que incluem essas características, são denominados por Cardoso et al., (1989), Barros et al. (2002) e Tomé et al (2007) como “genéricos” ou “generalistas”.

A inclusão de características do povoamento nos modelos hipsométricos permite obter estimativas mais precisas e com maior realismo biológico (LEITE e ANDRADE, 2003; BINOTI et al., 2013). Os modelos generalistas podem fornecer estimativas precisas da altura para todas as parcelas do inventário ou estrato. O modelo proposto por Campos et al. (1984), que usa o DAP e a altura dominante como variáveis preditoras, é um exemplo que possibilita diferenciar a altura total de árvores com mesmo DAP em locais com capacidades produtivas distintas (LEITE e ANDRADE, 2003).

O uso indiscriminado de modelos hipsométricos pode levar a inconsistência biológica de resultados (SOARES et al., 2004). Assim, alguns cuidados devem ser tomados para se evitar erros grosseiros de estimação da altura. Para melhor uso de relações hipsométricas, recomenda-se testar diversos modelos e selecionar o mais adequado com um conjunto de medidas de precisão (HESS et al., 2014). Também, avaliar diferentes formas para a amostragem dos dados e critérios de estratificação (ANDRADE et al., 2015). A definição de estratos para equações hipsométricas pode ser realizado em função do sítio, idade, prática silvicultural, material genético ou da própria variável altura (CURTO et al., 2014; MIRANDA et al., 2014).

Os modelos e métodos de ajuste têm se tornado cada vez mais sofisticados (SOARES et al., 2004; THIERSCH et al., 2013). O uso da inteligência artificial é uma alternativa para a modelagem da relação hipsométrica. As Redes Neurais Artificiais (RNA) são sistemas computacionais que simulam grosseiramente o funcionamento do sistema nervoso humano. São constituídas por unidades simples de processamento (neurônios artificiais ou nodos) que se conectam para desempenhar uma determinada tarefa (BRAGA et al., 2007; HAYKIN, 2001). Recentemente, a aplicação das RNA no estabelecimento de relações hipsométricas já foram realizadas com sucesso por Binoti (2010), Binoti et al. (2013), Vendruscolo et al., (2015), Campos et al. (2016) e Martins et al. (2016). No entanto,

comparações empregando as mesmas variáveis preditoras para estimação da altura por regressão e RNA ainda são escassas.

A aceitação de um modelo hipsométricos relaciona-se a sua praticidade, precisão e custo para obtenção de variáveis preditoras (CURTO et al., 2012). Um modelo adequado deve produzir estimativas confiáveis, sem viés e com variância pequena, ao ser aplicado a um conjunto de dados diferente daquele utilizado no ajuste (BATISTA et al., 2001).

O objetivo geral deste capítulo foi avaliar a eficiência de se estimar a altura empregando diferentes modelos hipsométricos, critérios de estratificação e métodos de ajuste, sendo testadas as seguintes hipóteses: i) o modelo generalista de Campos et al. (1984) fornece estimativas mais confiáveis que aqueles locais e outros generalistas; ii) a estratificação da idade e unidade de manejo para o ajuste de modelos hipsométricos é um procedimento adequado; iii) as estimativas obtidas por redes neurais artificiais são mais robustas que aquelas oriundas da regressão.

## 2.2 MATERIAL E MÉTODOS

O trabalho foi realizado com informações de 34 parcelas permanentes distribuídas em povoamentos clonais de eucalipto, localizados na região central de Minas Gerais. Definiram-se quatro unidades de manejo florestal (UMF), sendo lançadas: 11 parcelas na UMF1 (87,91 ha); 6 parcelas na UMF2 (42,74 ha); 10 parcelas na UMF3 (77,21 ha) e 7 parcelas na UMF4 (85,57 ha). A área útil de cada parcela e o espaçamento de plantio foram 400 m<sup>2</sup> e 3,0 x 2,5 m, respectivamente.

Realizou-se o inventário florestal contínuo nas idades de 24, 36, 48, 60 e 72 meses. Foram mensurados o diâmetro com casca à altura do peito (*DAP* – à altura de 1,30 m do solo, cm) de todos os fustes. Em cada parcela, tomaram-se a altura total (*Ht*, m) das 15 primeiras árvores e de quatro árvores dominantes (*Hd*, m), conforme conceito de Assmann (1970), que corresponde à altura média das 100 árvores de maior diâmetro por hectare (equivalente a uma árvore dominante a cada 100 m<sup>2</sup>). Empregou-se a idade índice de 60 meses para o cálculo do site (*S*). Os dados foram consistidos criteriosamente seguindo recomendações de Campo e Leite (2013).

Os pontos que extrapolaram a tendência geral de cada critério de estratificação não foram eliminados a fim de verificar a capacidade da regressão e RNA em lidar com *outliers* ou ruídos. Os dados foram divididos aleatoriamente em grupos de parametrização (70,0 % das amostras) e validação (30,0 % das amostras), mutualmente exclusivos, empregando um

método randômico de amostragem sem reposição com auxílio de planilhas eletrônicas do *software* da Microsoft Office Excel<sup>®</sup>. Nessa divisão, todas as parcelas e idades foram contempladas com árvores em ambos os grupos. A caracterização das variáveis dendrométricas de cada UMF por grupo de parametrização e validação se encontram na Tabela 1.

Tabela 1. Caracterização das variáveis dendrométricas contempladas no inventário florestal contínuo para cada unidade de manejo florestal (UMF)

UMF	Variáveis	Idade (meses) <sup>1</sup>			
		24	72	24	72
		Parametrização		Validação	
1	DAP (cm)	7,67	21,52	8,21	20,18
	Ht (m)	11,00	31,70	12,30	30,90
	Hd (m)	13,03	31,68	13,03	31,68
2	DAP (cm)	6,53	21,49	5,83	20,53
	Ht (m)	10,60	32,40	9,50	32,00
	Hd (m)	13,50	31,18	13,50	31,18
3	DAP (cm)	5,32	17,03	2,96	16,87
	Ht (m)	9,00	27,50	5,50	26,20
	Hd (m)	10,63	26,75	10,63	26,75
4	DAP (cm)	6,14	19,07	7,48	19,19
	Ht (m)	10,90	27,20	11,20	27,00
	Hd (m)	12,13	26,58	12,13	26,58

<sup>1</sup> = valores mínimo e máximo aos 24 e 72 meses, respectivamente; DAP = diâmetro medido a 1,30 m de altura; Ht = altura total das árvores; e Hd = altura média das árvores dominantes.

Os modelos hipsométricos foram ajustados a todo conjunto de dados do grupo de parametrização, isto é, sem estratificação. Em seguida, foram empregados três critérios de estratificação das árvores para o ajuste dos modelos hipsométricos: E1) por UMF; E2) por idade e E3) por UMF e idade. O propósito da divisão em subpopulações foi comparar a precisão dos resultados estratificados com os resultados não estratificados.

Ajustaram-se doze modelos tradicionais de relação hipsométrica e cinco generalistas (Tabela 2). Todos os modelos foram lineares. O ajustamento dos modelos (14) à (17) se restringiram ao banco de dados sem estratificação e apenas um destes foi selecionado para as análises subsequentes. O método dos mínimos quadrados aplicando o algoritmo iterativo de Levenberg Marquardt foi empregado nas análises de regressão com o auxílio do *software* Statistica 8.0 (STATSOFT Inc., 2009).

Tabela 2. Modelos testados para a estimativa da altura de eucalipto em diferentes unidades de manejo e idades

Id.	Modelos hipsométricos	Autor(es)
----- Tradicionais -----		
(1)	$Ht = \beta_0 + \beta_1 \cdot DAP + \varepsilon$	*
(2)	$Ht = \beta_0 + \beta_1 \cdot DAP + \beta_2 \cdot DAP^2 + \varepsilon$	Trorey (1932)
(3)	$Ht = \beta_0 + \beta_1 \cdot (1/DAP^2) + \varepsilon$	*
(4)	$1/\sqrt{Ht} = \beta_0 + \beta_1 \cdot (1/DAP^2) + \varepsilon$	*
(5)	$1/Ht = \beta_0 + \beta_1 \cdot (1/DAP) + \beta_2 \cdot (1/DAP^2) + \varepsilon$	*
(6)	$DAP^2/Ht = \beta_0 + \beta_1 \cdot DAP + \beta_2 \cdot DAP^2 + \varepsilon$	Prodan e Holzmesslehre (1965)
(7)	$DAP/\sqrt{Ht} = \beta_0 + \beta_1 \cdot DAP + \beta_2 \cdot DAP^2 + \varepsilon$	Azevedo et al. (2011)
(8)	$Ln(Ht) = \beta_0 + \beta_1 \cdot ln(DAP) + \varepsilon$	Stoffels e Soest (1953)
(9)	$Ln(1/Ht) = \beta_0 + \beta_1 \cdot ln(DAP) + \beta_2 \cdot ln^2(DAP) + \varepsilon$	Backman*
(10)	$Ln(Ht) = \beta_0 + \beta_1 \cdot ln[d/(1 + DAP)] + \varepsilon$	*
(11)	$Ln(Ht) = \beta_0 + \beta_1 \cdot (1/DAP) + \varepsilon$	Curtis (1967)
(12)	$Ht = \beta_0 + \beta_1 \cdot ln(DAP) + \varepsilon$	Henricksen (1950)
----- Generalistas -----		
(13)	$Ln(Ht) = \beta_0 + \beta_1 \cdot (1/DAP) + \beta_2 \cdot Ln(Hd) + Ln(\varepsilon)$	Campos et al. (1984)
(14)	$Ln(Ht) = \beta_0 + \beta_1 \cdot S + \beta_2 \cdot (1/DAP) + \beta_3 \cdot Ln(I) + \varepsilon$	**
(15)	$Ht = \beta_0 + \beta_1 \cdot I + \beta_2 \cdot DAP + \beta_3 \cdot S + \varepsilon$	**
(16)	$Ht = \beta_0 + \beta_1 \cdot I + \beta_2 \cdot S + \beta_3 \cdot Ln(I \cdot DAP) + \varepsilon$	**
(17)	$Ht = \beta_0 + \beta_1 \cdot DAP + \beta_2 \cdot S \cdot Ln(I) + \varepsilon$	**

Id. = Identificação;  $Ht$  = altura total (m);  $DAP$  = diâmetro à altura do peito (cm);  $Hd$  = altura dominante;  $\varepsilon$  = erro aleatório; e  $\beta_0$ ,  $\beta_1$ ,  $\beta_2$  e  $\beta_3$  = coeficientes de regressão. \*Modelos citados por Batista et al. (2014). \*\*Modelos citados por Nogueira (2003).

A seleção das equações mais precisas nas fases de parametrização e validação, basearam-se nas seguintes medidas de precisão: significância dos parâmetros de regressão pelo teste  $t$ ; menor raiz quadrada do erro médio (RQEM, %), menor média das diferenças percentuais ( $|MDP|$ , %), maior coeficiente de correlação de Pearson ( $r_{Y\hat{Y}}$ ) e análise gráfica visual dos resíduos percentuais. Para diagnóstico do efeito significativo, adotou-se o nível de significância de 5,0% de probabilidade em todas as análises estatísticas.

$$RQEM (\%) = \frac{100}{\overline{Ht}} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Ht_i - \widehat{Ht}_i)^2}{n}}$$

$$MDP (\%) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{\widehat{Ht}_i - Ht_i}{Ht_i} \right) 100$$



$$r_{Y\hat{Y}} = \frac{cov(Ht, \hat{Ht})}{\sqrt{S^2(Ht)S^2(\hat{Ht})}}$$

em que:

$Ht_i$ ,  $\hat{Ht}_i$  e  $\overline{Ht}$  = alturas observada, estimada e média (m);

$n$  = número total de observações;

$S^2$  = variância; e

$cov$  = covariância.

Após a seleção das melhores equações para descrever a relação hipsométrica para o banco de dados sem e com estratificação, foi estudada a viabilidade de testar a estimação da altura por RNA. Foram utilizadas redes anteroalimentadas (*feedforward*) treinadas por meio do algoritmo da retropropagação do erro (*backpropagation*). As variáveis de resposta e preditoras foram as mesmas adotadas nas equações selecionadas.

Foram treinadas 200 RNA do tipo *Multilayer Perceptron* (MLP) para cada relação hipsométrica obtida com regressão, totalizando 6200 redes. Destas foi selecionada uma com base nos desvios dos valores estimados e observados, sendo, portanto, selecionadas 31 redes para as análises subsequentes. A definição da arquitetura das redes foi otimizada pela ferramenta Intelligent Problem Solver (IPS) do *software* Statistica 8.0 (STATSOFT Inc., 2009).

## 2.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Foram obtidas 31 equações para cada modelo hipsométrico, somando 394 ajustes. Para a estimativa da altura total sem estratificação dos dados, observou-se que o melhor modelo ajustado foi o de Campos et al. (1984) (Tabelas 3 e 4), ou modelo (13). Este resultado já era esperado, em virtude de sua natureza generalista, que contribui para reduzir a soma de quadrado dos resíduos, uma vez que a inclusão de outra variável pode melhor explicar a variação da altura. Salienta-se que a inclusão de Hd como variável preditora permite obter estimativas precisas e representativas para diferentes qualidades de sítio onde se encontram as parcelas (LEITE e ANDRADE, 2003). Atualmente, essa variável é a mais utilizada para estimar e classificar sítios, expressando o potencial de crescimento em uma unidade de área.

Os modelos (3), (6) e (13) ajustados apresentaram o melhor desempenho em estimar as alturas nos estratos “UMF2 e 72 meses”, “UMF4 e 36 meses” e demais estratos, respectivamente. Os valores de RQEM, MDP e  $r_{Y\hat{Y}}$  foram aceitáveis para as fases de parametrização e validação, mesmo quando não houve a estratificação dos dados (Tabela 4). Esses valores das estatísticas estão coerentes com o ajuste em altura conforme Binoti et al. (2013), Vendruscolo et al. (2015) e Campos et al., (2016). Os ajustes realizados aos 24 meses de idade apresentaram maior RQEM e |MDP|. Isso pode ser consequência da menor relação entre a altura total e suas variáveis preditoras, representada pelo coeficiente de correlação.

O intercepto do modelo (13) não apresentou efeito estatístico significativo pelo teste  $t$  ( $p > 0,05$ ) em três estratos (“UMF1 e 60 meses”, “UMF4 e 48 meses” e “UMF4 e 72 meses”). Nesta situação, o modelo foi novamente ajustado com o intercepto nulo. Esses ajustes apresentaram F significativo, evidenciando a existência de regressão. É importante considerar que existe uma relação hipsométrica própria para cada situação florestal particular e essa relação deve ser captada pelo modelo quantitativo a fim de substituir a medição da altura (BATISTA et al., 2014).

As estatísticas de precisão não mostraram grandes diferenças entre aplicar ou não os critérios de estratificação. A utilização de estratificações deve ser decidida pelo pesquisador de acordo o interesse de sua pesquisa, recursos financeiros e tempo dispendido de coleta e processamento dos dados (CURTO et al., 2014).

Para se comparar as estimativas de altura das equações obtidas com os resultados encontrados empregando RNA, foi escolhida uma rede por critério de estratificação levando-se em conta análises gráficas e coeficientes estatísticos. Essas redes possuíram exatamente as mesmas variáveis de resposta e preditoras dos modelos hipsométricos.

As redes apresentaram funções de ativação não lineares nas camadas intermediárias, exceto no estrato “UMF2 e 72 meses”, cuja função foi linear “pura” (ou identidade) (Tabela 5). Esse comportamento não linear na camada intermediária possibilita as camadas sucessivas solucionarem problemas de maior ordem no espaço de entrada (BRAGA et al., 2007). O comportamento sigmoideal na camada de saída foi observado na maioria das redes.

Tanto a equação quanto a rede que apresentou menor RQEM, não necessariamente foi aquela com menor |MDP| ou maior coeficiente de correlação (Tabelas 4 e 6). Assim, recomenda-se a avaliação de um conjunto de estatísticas de precisão e análise de gráfica para melhor seleção de relações hipsométricas, seja aplicando regressão ou RNA.

As estimativas obtidas com RNA exibiram valores de RQEM e MDP ligeiramente menores que as da regressão, além de maiores coeficientes de correlação. Por outro lado, o tempo de processamento da regressão foi inferior ao das redes. Embora a regressão e as RNA

Tabela 3. Coeficientes das equações selecionadas para as análises subsequentes, ajustadas por regressão para diferentes critérios de estratificação

Estratificação	Estratos	Modelo	$\beta_0$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\beta_3$
Ausente	Sem estratificação	(13)	1,4027	-5,0646	0,6590	-
		(14)	1,8405	0,0146	-6,8781	0,3540
E1 (por UMF)	UMF1	(13)	1,5420	-6,6260	0,6458	-
	UMF2	(13)	1,4593	-5,6801	0,6555	-
	UMF3	(13)	1,3974	-4,7127	0,6532	-
	UMF4	(13)	0,8602	-2,9190	0,7843	-
E2 (por idade)	24 meses	(13)	1,2226	-2,9407	0,6426	-
	36 meses	(13)	1,1976	-5,3067	0,7286	-
	48 meses	(13)	1,4664	-5,5944	0,6510	-
	60 meses	(13)	1,8176	-6,6634	0,5669	-
	72 meses	(13)	1,7138	-6,3278	0,5926	-
E3 (por UMF e idade)	UMF1 e 24 meses	(13)	1,1506	-4,8202	0,7281	-
	UMF1 e 36 meses	(13)	0,8442	-4,8191	0,8279	-
	UMF1 e 48 meses	(13)	0,8867	-7,5538	0,8622	-
	UMF1 e 60 meses	(13)	-	-7,0115	1,1076	-
	UMF1 e 72 meses	(13)	1,0447	-6,6298	0,7925	-
	UMF2 e 24 meses	(13)	1,6871	-4,5375	0,5294	-
	UMF2 e 36 meses	(13)	1,0747	-5,1022	0,7635	-
	UMF2 e 48 meses	(13)	1,2514	-5,6214	0,7182	-
	UMF2 e 60 meses	(13)	2,1802	-8,4102	0,4894	-
	UMF2 e 72 meses	(3)	35,6854	-1970,7902		-
	UMF3 e 24 meses	(13)	0,9217	-2,6322	0,7490	-
	UMF3 e 36 meses	(13)	1,1356	-5,5000	0,7575	-
	UMF3 e 48 meses	(13)	1,0505	-5,5846	0,7875	-
	UMF3 e 60 meses	(13)	0,7740	-4,5461	0,8497	-
	UMF3 e 72 meses	(13)	0,6808	-5,7927	0,9033	-
	UMF4 e 24 meses	(13)	1,5500	-2,1888	0,4873	-
	UMF4 e 36 meses	(6)	5,0955	-0,6182	0,0672	-
	UMF4 e 48 meses	(13)	-	-3,8424	1,0717	-
	UMF4 e 60 meses	(13)	0,6157	-3,1420	0,8661	-
	UMF4 e 72 meses	(13)	-	-5,4930	1,1025	-

UMF = unidade de manejo florestal. Todos os parâmetros foram significativos pelo teste  $t$  ( $p < 0,05$ ). (3):  $Ht = \beta_0 + \beta_1 \cdot (1/DAP^2)$ ; (6):  $DAP^2/Ht = \beta_0 + \beta_1 \cdot DAP + \beta_2 \cdot DAP^2$ , (13):  $Ln(Ht) = \beta_0 + \beta_1 \cdot (1/DAP) + \beta_2 \cdot Ln(Hd)$  e (14):  $Ht = \beta_0 + \beta_1 \cdot DAP + \beta_2 \cdot S \cdot Ln(I)$ . A distribuição dos resíduos percentuais dos modelos ajustados na fase de parametrização se encontra no Apêndice.

Tabela 4. Estatísticas de precisão das equações selecionadas para as análises subsequentes, ajustadas por regressão para diferentes critérios de estratificação

Estratos	Parametrização			Validação		
	RQEM (%)	MDP (%)	$r_{Y\hat{Y}}$	RQEM (%)	MDP (%)	$r_{Y\hat{Y}}$
Sem estratificação <sup>1</sup>	3,75	0,11	0,990*	4,11	0,03	0,987*
Sem estratificação <sup>2</sup>	6,78	0,28	0,965*	6,74	-0,20	0,966*
UMF1	3,40	0,07	0,991*	3,50	-0,19	0,989*
UMF2	3,49	0,08	0,989*	4,78	0,26	0,980*
UMF3	3,55	0,12	0,991*	3,63	0,13	0,991*
UMF4	3,10	0,06	0,991*	3,32	0,43	0,990*
24 meses	4,74	0,12	0,945*	5,40	-0,20	0,945*
36 meses	3,24	0,09	0,981*	3,99	0,45	0,976*
48 meses	3,17	0,05	0,964*	3,52	0,13	0,950*
60 meses	3,24	0,06	0,963*	2,70	0,04	0,977*
72 meses	2,84	0,04	0,970*	3,65	-0,03	0,954*
UMF1 e 24 meses	4,00	0,08	0,910*	4,18	-1,21	0,875*
UMF1 e 36 meses	2,80	0,04	0,944*	2,91	1,08	0,964*
UMF1 e 48 meses	2,84	0,04	0,958*	3,33	-0,14	0,933*
UMF1 e 60 meses	3,20	0,06	0,978*	2,89	-0,08	0,945*
UMF1 e 72 meses	2,66	0,04	0,970*	3,40	-0,18	0,902*
UMF2 e 24 meses	4,66	0,11	0,831*	5,78	-1,15	0,805*
UMF2 e 36 meses	3,02	0,05	0,920*	5,34	1,66	0,848*
UMF2 e 48 meses	2,97	0,05	0,899*	4,54	0,77	0,856*
UMF2 e 60 meses	3,30	0,06	0,886*	2,59	0,44	0,886*
UMF2 e 72 meses	3,29	0,11	0,844*	3,93	-0,48	0,911*
UMF3 e 24 meses	4,53	0,09	0,960*	6,05	1,56	0,962*
UMF3 e 36 meses	3,83	0,16	0,976*	4,11	-0,55	0,956*
UMF3 e 48 meses	2,33	0,04	0,975*	2,41	0,22	0,961*
UMF3 e 60 meses	1,75	0,02	0,976*	1,91	0,36	0,985*
UMF3 e 72 meses	2,01	0,02	0,974*	2,10	-0,09	0,985*
UMF4 e 24 meses	4,53	0,10	0,793*	5,99	0,99	0,659*
UMF4 e 36 meses	2,57	0,00	0,739*	3,14	0,03	0,576*
UMF4 e 48 meses	2,43	0,03	0,906*	2,41	-0,19	0,838*
UMF4 e 60 meses	1,74	0,02	0,847*	2,48	0,97	0,931*
UMF4 e 72 meses	2,36	0,03	0,876*	2,27	0,59	0,877*

<sup>1</sup> = modelo (13); <sup>2</sup> = modelo (14); UMF = unidade de manejo florestal; RQEM = raiz quadrada do erro médio; MDP = média das diferenças percentuais e  $r_{Y\hat{Y}}$  = coeficiente de correlação de Pearson. \* correlação de Pearson significativa ( $p < 0,05$ ).

tenham apresentado uma boa parametrização e uma pior validação, as estatísticas de precisão variaram pouco entre as fases de processamento.

As RNA apresentaram de 3 a 9 neurônios na camada intermediária. Essa quantidade de neurônios foi suficiente para estimar com precisão a altura das árvores e, também, não foi excessiva a ponto de gerar uma memorização excessiva dos dados, conhecida por *overfitting*. As correlações do número de neurônios na camada intermediária com o RQEM (parametrização com  $r_{Y\hat{Y}} = -0,14^{ns}$  e validação,  $r_{Y\hat{Y}} = -0,12^{ns}$ ) e MDP (parametrização com  $r_{Y\hat{Y}} = 0,01^{ns}$  e validação,  $r_{Y\hat{Y}} = -0,22^{ns}$ ) não foram significativas.

Em geral, a intensificação da estratificação não foi acompanhada por uma redução da complexidade das redes. Ressalta-se que redes com arquiteturas mais simples facilitam o processo de busca e otimização da configuração para desempenhar determinada tarefa (BRAGA et al., 2007; BULLINÁRIA, 2016).

As RNA apresentaram menos ruídos nas fases de parametrização e validação (Figuras 1 e 2), comprovando a habilidade em lidar com os *outliers* durante o processo de ajuste de seus pesos e bias através do algoritmo de aprendizagem. Entretanto, quando não se realizou a estratificação, os ruídos foram mais proeminentes na fase de validação da rede que utilizou as mesmas variáveis do modelo (13). Esse evento indica a necessidade de estratificar ou usar mais variáveis categóricas ou numéricas com o intuito de definir grupos mais homogêneos. Menos ruídos foram observados durante a validação da rede referente ao modelo (14), que utilizou mais variáveis preditoras. A presença de ruídos não afetou as estimativas de altura empregando RNA.

A distribuição homocedástica dos resíduos foi constatada em todas as fases de processamento. As equações provenientes do modelo de Campos et al. (1984) foram precisas em estimar a altura em, praticamente, todos os critérios de estratificação avaliados. Observou-se uma tendência em superestimar as alturas menores que 9 m, provavelmente em decorrência de uma maior variação do diâmetro.

Embora tenha sido observada pouca diferença na precisão das estimativas obtidas por regressão e RNA, a estratificação proporcionou ganho em precisão e qualidade nas relações hipsométricas. Notou-se que as RNA tiveram menor amplitude de dispersão dos resíduos, concentrando os valores mais próximos ao eixo das abscissas. A rede com arquitetura MLP demonstrou que pode captar o comportamento de relações hipsométricas, aprender e generalizar o conhecimento assimilado para um conjunto de dados desconhecidos não empregados durante a parametrização, o conjunto de validação.

Tabela 5. Características das redes neurais artificiais selecionadas para estimar a altura de eucalipto, considerando diferentes critérios de estratificação

Estratificação	Estratos	Arquitetura	Função de ativação	
			Intermediária	Saída
Ausente	Sem estratificação <sup>1</sup>	MLP 2-9-1	Tangencial	Identidade
	Sem estratificação <sup>2</sup>	MLP 3-9-1	Tangencial	Logística
E1 (por UMF)	UMF1	MLP 2-9-1	Tangencial	Identidade
	UMF2	MLP 2-7-1	Tangencial	Exponencial
	UMF3	MLP 2-8-1	Tangencial	Exponencial
	UMF4	MLP 2-5-1	Tangencial	Exponencial
E2 (por idade)	24 meses	MLP 2-4-1	Logística	Exponencial
	36 meses	MLP 2-9-1	Tangencial	Identidade
	48 meses	MLP 2-5-1	Tangencial	Exponencial
	60 meses	MLP 2-7-1	Exponencial	Exponencial
	72 meses	MLP 2-4-1	Tangencial	Identidade
E3 (por UMF e idade)	UMF1 e 24 meses	MLP 2-7-1	Tangencial	Exponencial
	UMF1 e 36 meses	MLP 2-7-1	Logística	Tangencial
	UMF1 e 48 meses	MLP 2-9-1	Logística	Identidade
	UMF1 e 60 meses	MLP 2-5-1	Exponencial	Tangencial
	UMF1 e 72 meses	MLP 2-9-1	Exponencial	Tangencial
	UMF2 e 24 meses	MLP 2-6-1	Tangencial	Exponencial
	UMF2 e 36 meses	MLP 2-8-1	Exponencial	Logística
	UMF2 e 48 meses	MLP 2-8-1	Tangencial	Tangencial
	UMF2 e 60 meses	MLP 2-9-1	Exponencial	Tangencial
	UMF2 e 72 meses	MLP 1-6-1	Identidade	Identidade
	UMF3 e 24 meses	MLP 2-3-1	Exponencial	Logística
	UMF3 e 36 meses	MLP 2-9-1	Tangencial	Logística
	UMF3 e 48 meses	MLP 2-6-1	Tangencial	Identidade
	UMF3 e 60 meses	MLP 2-5-1	Tangencial	Identidade
	UMF3 e 72 meses	MLP 2-5-1	Tangencial	Tangencial
	UMF4 e 24 meses	MLP 2-8-1	Tangencial	Tangencial
	UMF4 e 36 meses	MLP 2-8-1	Exponencial	Tangencial
	UMF4 e 48 meses	MLP 2-9-1	Tangencial	Logística
	UMF4 e 60 meses	MLP 2-3-1	Logística	Tangencial
	UMF4 e 72 meses	MLP 2-7-1	Logística	Logística

<sup>1</sup> = mesmas entradas do modelo (13); <sup>2</sup> = mesmas entradas do modelo (14) e UMF = unidade de manejo florestal. As variáveis de resposta e preditoras foram as mesmas adotadas nos modelos selecionados conforme Tabela 3.

Tabela 6. Estatísticas de precisão das redes neurais artificiais selecionadas para estimar a altura de eucalipto, considerando diferentes critérios de estratificação

Estratos	Parametrização			Validação		
	RQEM (%)	MDP (%)	$r_{Y\hat{Y}}$	RQEM (%)	MDP (%)	$r_{Y\hat{Y}}$
Sem estratificação <sup>1</sup>	2,93	0,06	0,994*	3,54	0,01	0,991*
Sem estratificação <sup>2</sup>	5,30	0,15	0,979*	5,38	-0,01	0,978*
UMF1	2,82	0,05	0,994*	2,86	-0,21	0,993*
UMF2	2,91	0,07	0,992*	3,21	-0,13	0,991*
UMF3	2,58	0,07	0,995*	2,89	-0,12	0,994*
UMF4	2,45	0,04	0,994*	3,07	0,30	0,991*
24 meses	4,41	0,10	0,952*	5,22	0,03	0,948*
36 meses	2,87	0,04	0,985*	3,53	0,59	0,981*
48 meses	2,53	0,04	0,977*	2,83	0,18	0,968*
60 meses	2,00	0,02	0,986*	2,44	-0,26	0,983*
72 meses	2,33	0,03	0,980*	2,87	0,06	0,973*
UMF1 e 24 meses	3,62	0,08	0,926*	3,71	-0,88	0,898*
UMF1 e 36 meses	2,42	0,02	0,958*	2,85	1,02	0,963*
UMF1 e 48 meses	2,41	0,03	0,970*	2,91	-0,30	0,951*
UMF1 e 60 meses	1,72	-0,01	0,994*	2,06	-0,76	0,984*
UMF1 e 72 meses	1,92	0,01	0,984*	2,46	-0,08	0,946*
UMF2 e 24 meses	3,24	0,09	0,922*	5,45	0,61	0,817*
UMF2 e 36 meses	2,39	0,05	0,951*	4,80	0,63	0,861*
UMF2 e 48 meses	1,67	0,01	0,969*	4,06	0,04	0,879*
UMF2 e 60 meses	1,73	0,04	0,970*	1,14	-0,12	0,973*
UMF2 e 72 meses	3,29	0,11	0,844*	3,93	-0,48	0,911*
UMF3 e 24 meses	4,37	0,08	0,963*	5,71	1,67	0,967*
UMF3 e 36 meses	3,09	0,06	0,984*	3,90	0,94	0,963*
UMF3 e 48 meses	1,46	0,01	0,990*	2,17	0,11	0,968*
UMF3 e 60 meses	1,47	0,01	0,983*	1,70	0,26	0,987*
UMF3 e 72 meses	1,77	-0,01	0,980*	2,00	0,01	0,986*
UMF4 e 24 meses	3,27	0,06	0,898*	5,56	1,13	0,723*
UMF4 e 36 meses	2,32	0,02	0,794*	3,10	0,20	0,606*
UMF4 e 48 meses	1,41	0,01	0,969*	1,72	-0,32	0,920*
UMF4 e 60 meses	1,62	-0,01	0,871*	2,46	0,93	0,934*
UMF4 e 72 meses	1,52	0,00	0,950*	1,65	0,08	0,931*

<sup>1</sup> = mesmas entradas do modelo (13); <sup>2</sup> = mesmas entradas do modelo (14) e UMF = unidade de manejo florestal; RQEM = raiz quadrada do erro médio; MDP = média das diferenças percentuais e  $r_{Y\hat{Y}}$  = coeficiente de correlação de Pearson. \* correlação de Pearson significativa ( $p < 0,05$ ).



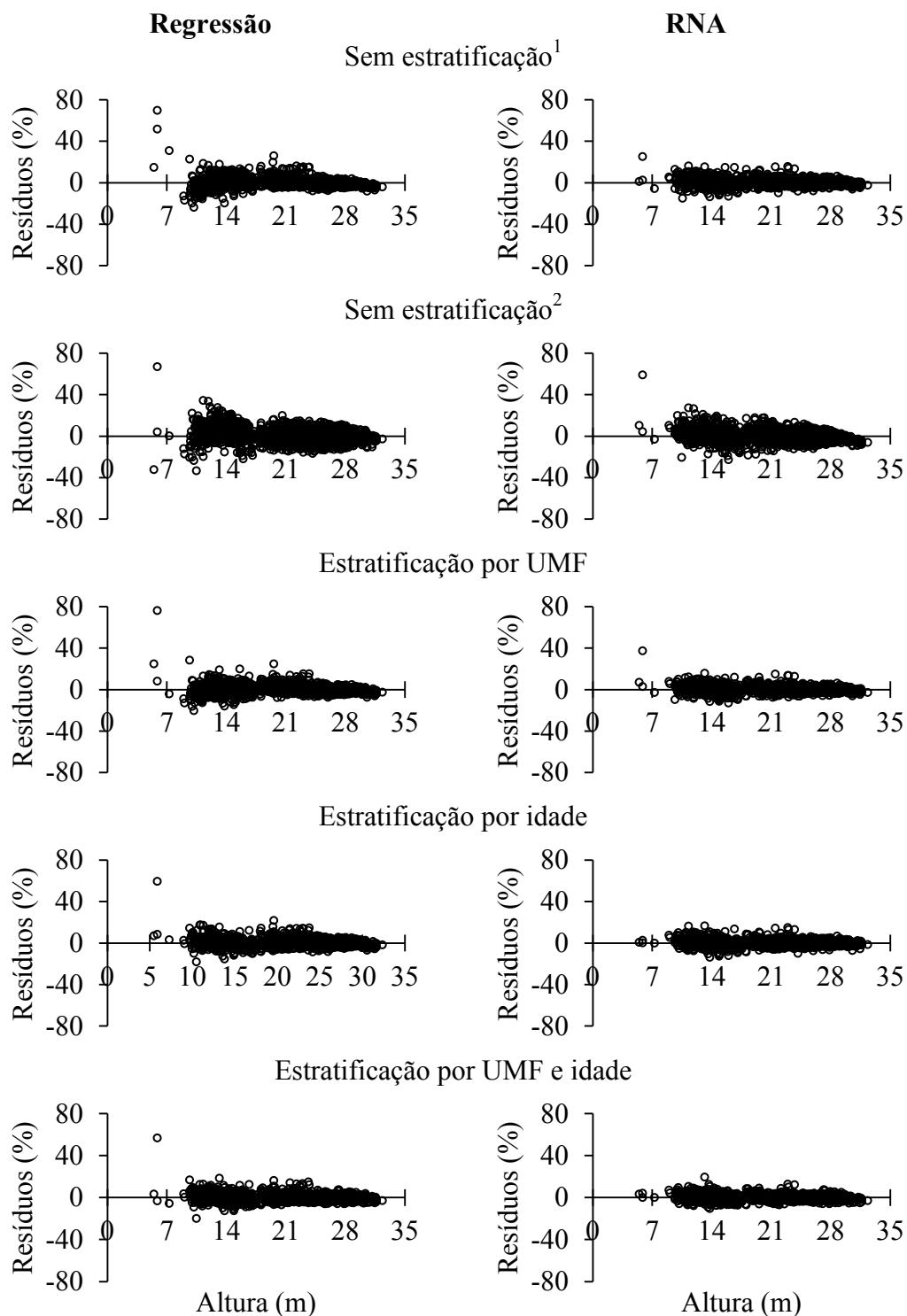


Figura 1. Distribuição dos resíduos percentuais em função da altura estimada por regressão (à esquerda) e redes neurais artificiais (RNA, à direita), na fase de parametrização. <sup>1</sup> = mesmas entradas do modelo (13); <sup>2</sup> = mesmas entradas do modelo (14) e UMF = unidade de manejo florestal.

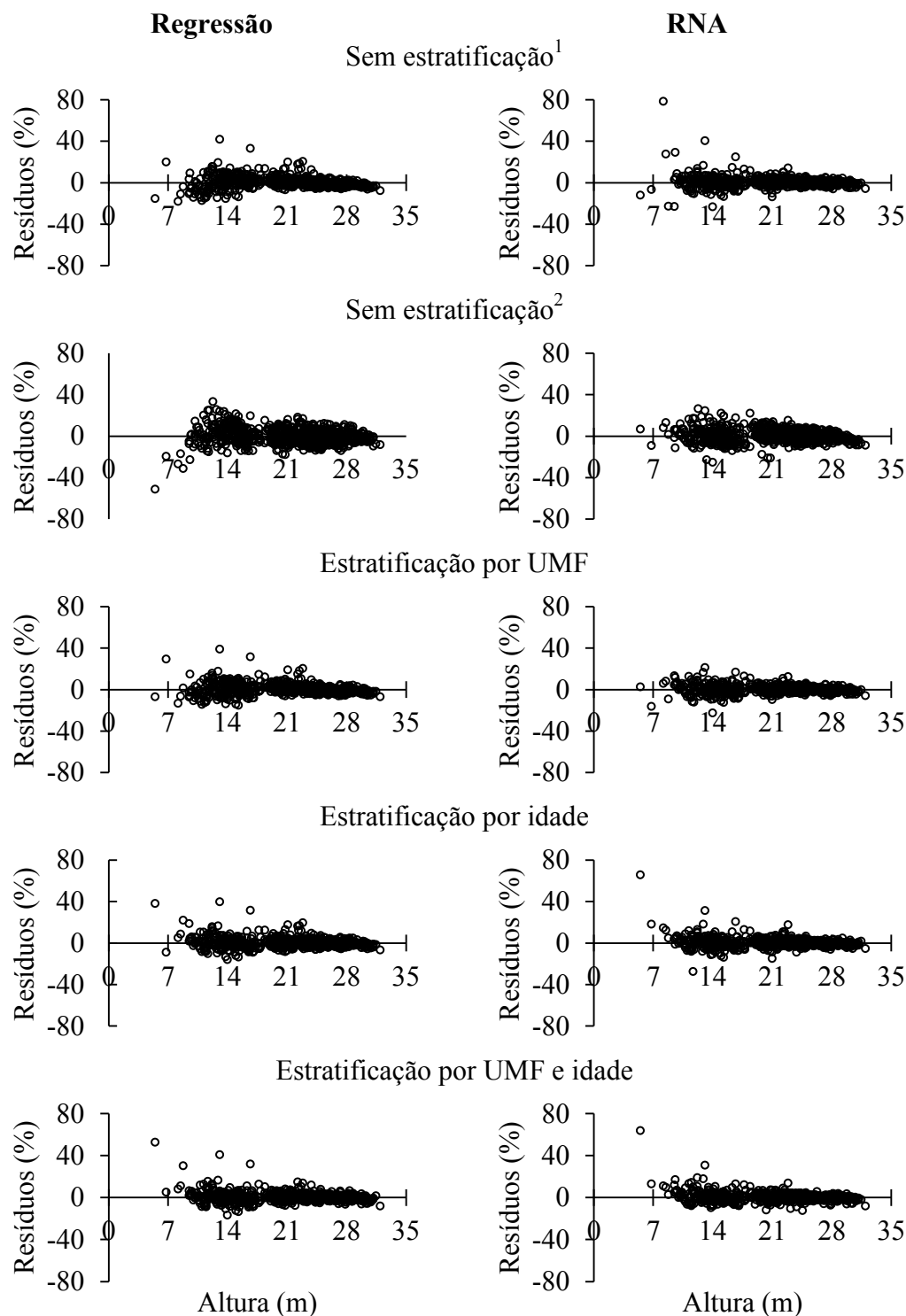


Figura 2. Distribuição dos resíduos percentuais em função da altura estimada por regressão (à esquerda) e redes neurais artificiais (RNA, à direita), na fase de validação. <sup>1</sup> = mesmas entradas do modelo (13); <sup>2</sup> = mesmas entradas do modelo (14) e UMF = unidade de manejo florestal.

## 2.4 CONCLUSÕES

As equações provenientes do modelo  $Ln(Ht) = \beta_0 + \beta_1 \cdot (1/DAP) + \beta_2 \cdot Ln(Hd)$  forneceram estimativas confiáveis da altura para diferentes critérios de estratificação, demonstrando superioridade em relação aos modelos em função apenas do DAP.

A modelagem por regressão e redes neurais artificiais demonstraram-se adequadas para estimar a altura, com ou sem estratificação do banco de dados.

A estratificação é um procedimento que pode melhorar a qualidade das estimativas obtidas por regressão e redes neurais artificiais.

## 2.5 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ANDRADE, V. C. L.; KROETZ, E. A.; NICOLA, A.; SOUZA, P. B.; NOHAMA, F. K.; LEITE, H. G.; BINOTI, D. H. B.; BINOTI, M. L. M. S. Amostragem e agrupamento de dados de relação hipsométrica em inventários florestais de Cerrado Tocantinense. **Pesquisa Floresta Brasileira**, v. 35, n. 83, p. 227-238, 2015.

ARAÚJO, E. J. G.; PELISSARI, A. L.; DAVID, H. C.; SCOLFORO, J. R. S.; PÉLLICO NETTO, S.; MORAIS, V. A. Relação hipsométrica para candeia (*Eremanthus erythropappus*) com diferentes espaçamentos de plantio em Minas Gerais, Brasil. **Pesquisa Florestal Brasileira**, v. 32, n. 71, p. 257-268, 2012.

ASSMANN, E. **The principles of forest yield study**. New York: Pergamon, 1970. 506p.

AZEVEDO, L. T.; MELLO, A. A.; FERREIRA, R. A.; SANQUETTA, C. R.; NAKAJIMA, N. Y. Equações hipsométricas e volumétricas para um povoamento de *Eucalyptus sp.* localizado na FLONA do Ibura, Sergipe. **Revista Brasileira de Ciências Agrárias**, v. 6, n. 1, p. 105-112, 2011.

BARROS, D. A.; MACHADO, S. A.; ACERBI JÚNIOR, F. W.; SCOLFORO, J. R. Comportamento de modelos hipsométricos tradicionais e genéricos para plantações de *Pinus oocarpa* em diferentes tratamentos. **Boletim de Pesquisa Florestal**, n. 45, 3-28, 2002.

BARTOSZECK, A. C. P. S.; MACHADO, S. A.; FIGUEIREDO FILHO, A.; OLIVEIRA, E. B. Modelagem da relação hipsométrica para bracatingais da região metropolitana de Curitiba-PR. **Floresta**, v. 32, n. 2, p. 189-204, 2002.

BATISTA, J. L. F.; COUTO, H. T. Z.; MARQUESINI, M. Desempenho de modelos de relações hipsométricas: estudo em três tipos de floresta. **Scientia Forestalis**, n. 60, p. 149-163, 2001.

BATISTA, J. L. F.; COUTO, H. T. Z.; SILVA FILHO, D. F. **Quantificação de recursos florestais: árvores, arvoredos e florestas**. 1 ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2014. 384p.

BILA, J. M. Relações hipsométricas de ecossistemas de mopane *Colophospermum mopane* em Mabalane, Província de Gaza, Moçambique. **Pesquisa Florestal Brasileira**, v. 31, n. 66, p.155-160, 2011.

BINOTI, M. L. M. S. **Redes neurais artificiais para prognose da produção de povoamentos não desbastados de eucalipto**. 2010. 54f. Dissertação (Mestrado em Ciência Florestal) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa-MG, 2010.

BINOTI, M. L. M. S.; BINOTI, D. H. B.; LEITE, H. G. Aplicação de redes neurais artificiais para estimação da altura de povoamentos equiâneos de eucalipto. **Revista Árvore**, v. 37, n. 4, p. 639-645, 2013.

BRAGA, A. P.; CARVALHO, A. C. P. L. F.; LUDERMIR, T. B. **Redes neurais artificiais: teoria e aplicações**. 2 ed. Rio de Janeiro – RJ: LTC, 2007. 226 p.

BULLINÁRIA, J. A. **Introduction to Neural Computation**. Notas de aula. 2016. Disponível em: < <http://www.cs.bham.ac.uk/~jxb/inc.html>>. Acesso em: 29 de dez. 2016.

CAMPOS, B. P. F.; SILVA, G. F.; BINOTI, D. H. B.; MENDONÇA, A. R.; LEITE, H. G. Predição da altura total de árvores em plantios de diferentes espécies por meio de redes neurais artificiais, **Pesquisa Florestal Brasileira**, v. 36, n. 88, p. 375-385, 2016.

CAMPOS, J. C. C.; LEITE, H. G. **Mensuração Florestal**. 4 ed. Viçosa – MG: UFV, 2013. 605 p.

CAMPOS, J. C. C.; RIBEIRO, J. O.; PAULA NETO, F. **Inventário florestal nacional, reflorestamento**: Minas Gerais. Brasília, DF: IBDF, 1984. 126 p.

CARDOSO, D. J.; MACHADO, S. A.; ROSOT, N. C.; EMERENCIANO, D. B. Avaliação da influência dos fatores idade e sítio na relação hipsométrica para *Pinus taeda* nas regiões central e sudoeste do estado do Paraná. **Revista Floresta**, v. 19, n. 1, p. 96-115, 1989.

CURTIS, R. O. Height, diameter and height diameter age equations for second growth Douglas-fir. **Forest Science**, v. 13, n. 4, p. 365-375, 1967.

CURTO, R. A.; LOUREIRO, G. H.; MÔRA, R.; MIRANDA, R. O. V.; PÉLLICO NETTO, S.; SILVA, G. F. Relações hipsométricas em floresta estacional semidecidual. **Revista de Ciências Agrárias**, v. 57, n. 1, p. 57-66, 2014.

CURTO, R. A.; SILVA, G. F.; LOUREIRO, G. H.; MÔRA, R.; PÉLLICO NETTO, S. Avaliação de fatores operacionais na escolha de métodos de estimação da altura de árvores em floresta natural. **Enciclopédia Biosfera**, v. 8, n. 15, p. 300-311, 2012.

FINGER, C. A. G.; SPATHELF, P.; SCHNEIDER, P. R.; COELHO, L. Curvas de altura-diâmetro de acácia-negra (*Acacia mearnsii* de Wild). **Ciência Rural**, v.30, n.3, p. 387-391, 2000.

HAYKIN, S. **Redes Neurais: princípios e prática**. 2 ed. Porto Alegre – RS: Bookman, 2001. 900 p.

HENRICKSEN, H. A. Height-diameter curve with logarithmic diameter: brief report on a more reliable method of height determination from height curves, introduced by the State Forest Research Branch. **Dansk Skovforen Tidsskr**, v. 35, p. 193-202, 1950.

HESS, A. F.; BRAZ, E. M.; THAINES, F.; MATTOS, P. P. Ajuste de relação hipsométrica para espécies da Floresta Amazônica. **Ambiência**, v. 10, n. 1, p. 21-29, 2014.

KER, J.; SMITH, J. Sampling for height-diameter relationships. **Journal of Forestry**, v. 55, n. 3, p. 205-207, 1957.

LEITE, H. G.; ANDRADE, V. C. L. Importância das variáveis altura dominante e altura total em equações hipsométricas e volumétricas. **Revista Árvore**, n. 27, p.301-310, 2003.

MACHADO, S. A.; NASCIMENTO, R. G. M.; AUGUSTYNCZIK, A. L. D.; SILVA, L. C. R.; FIGURA, M. A.; PEREIRA, E. M.; TÉO, S. J. Comportamento da relação hipsométrica de *Araucaria angustifolia* no capão da Engenharia Florestal da UFPR. **Pesquisa Florestal Brasileira**, n. 56, p. 5-16, 2008.

MARTINS, E. R.; BINOTI, M. L. M. S.; LEITE, H. G.; BINOTI, D. H. B.; DUTRA, G. C. Configuração de redes neurais artificiais para estimação da altura total de árvores de eucalipto. **Revista Brasileira de Ciências Agrárias**, v. 11, n. 2, p. 117-123, 2016.

MENDONÇA, A. R.; CALEGARIO, N.; SILVA, G. F.; BORGES, L. A. C.; CARVALHO, S. P. C. Modelos hipsométricos e de crescimento em altura das árvores dominantes e codominantes para *Pinus caribaea* var. *hondurensis*. **Scientia Forestalis**, v. 39, n. 90, p. 151-160, 2011.

MIRANDA, R. O. V.; DADID, H. C.; EBLING, A. A.; MÔRA, R.; FIORENTIN, L. D.; SOARES, I. D. Estratificação hipsométrica em classes de sítio e de altura em plantios clonais de eucaliptos. **Advances in Forestry Science**, v. 1, n. 4, p. 113-119, 2014.

NOGUEIRA, G. S. **Modelagem do crescimento e da produção de povoamentos de *Eucalyptus* sp. e de *Tectona grandis* submetidos a desbaste**. 2003. 132f. Tese (Doutorado em Ciência Florestal) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, MG, 2003.

PRODAN, M.; HOLZMESSLEHRE, J. D. **Sauerländer Verlag**, Frankfurt Am. Main., 1965, 644P.

SANQUETTA, M. N. I.; SANQUETTA, C. R.; MOGNON, F.; CORTE, A. P. D.; RODRIGUES, A. L.; MAAS, G. C. B. Ajuste de equações hipsométricas para a estimação da altura total de indivíduos jovens de teca. **Científica**, v. 43, n. 4, p.400-406, 2015.

SCHIMIDT, P. B. Determinação indireta da relação hipsométrica para povoamentos de *Pinus taeda* L. **Floresta**, v. 8, n. 1, p. 24-27, 1977.

SILVA, G. F.; CURTO, R. A.; SOARES, C. P. B.; PIASSI, L. C. Avaliação de métodos de medição de altura em florestas naturais. **Revista Árvore**, v. 36, n. 2, p. 341-348, 2012.

SILVA, P. V. **Emprego de redes neurais artificiais com *Skip-Layer Connections* na mensuração florestal**. 2015. 55f. Dissertação (Mestrado em Ciência Florestal) – Universidade dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri, Diamantina-MG, 2015.

SOARES, C. P. B.; PAULA NETO, F.; SOUZA, A. L. **Dendrometria e inventário florestal**. 2 ed. Viçosa – MG: UFV, 2011. 272p.

SOARES, T. S.; SCOLFORO, J. R. S.; FERREIRA, S. O.; MELLO, J. M. Uso de diferentes alternativas para viabilizar a relação hipsométrica no povoamento florestal. **Revista Árvore**, v. 28, n. 6, p. 845-854, 2004.

STATSOFT, Inc. **STATISTICA (data analysis software system), version 8**. 2009. (Software Estatístico).

STOFFELS, A., SOEST, J. V. The main problems in sample plots. **Ned Bosbouwtijdschr**, v. 25, p. 190-199, 1953.

THIERSCH, C. R.; ANDRADE, M. G.; MOREIRA, M. F. B.; LOIBEL, S. Estimativa da relação hipsométrica em clones de *Eucalyptus* sp. com o modelo de Curtis ajustado por métodos bayesianos empíricos. **Revista Árvore**, v. 37, n. 1, p. 1-8. 2013.

TOMÉ, M.; RIBEIRO, F.; FAIAS, S. Relação hipsométrica geral para *Eucalyptus globulus* Labill. em Portugal. **Silva Lusitana**, v. 15, n. 1, p. 41-55, 2007.

TROREY, L. G. A. A mathematical method for construction of diameter-height curves based on site. **Forest Chronicle**, v. 8, n. 2, p. 121-132, 1932.

VENDRUSCOLO, D. G. S.; DRESCHER, R.; SOUZA, H. S.; MOURA, J. P. V. M.; MAMORÉ, F. M. D.; SIQUEIRA, T. A. S. Estimativa da altura de eucalipto por meio de regressão não linear e redes neurais artificiais. **Revista Brasileira de Biometria**, v. 33, n. 4, p. 556-569, 2015.

ZANON, M. L. B.; FINGER, C. A. G.; SCHNEIDER, P. R.; KLEIN, J. E. M.; COELHO, M. C. B. Funções para descrever a relação altura diâmetro de *Eucalyptus dunnii* Maiden. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 26, n. 1, p. 87-90, 1996.

### **3. CAPÍTULO 2 - PRODUÇÃO DE POVOAMENTOS DE EUCALIPTO NÃO DESBASTADOS ESTIMADOS POR TRÊS CATEGORIAS DE MODELOS**

Resumo – O objetivo deste estudo foi avaliar e comparar três categorias de modelos de crescimento e produção em plantações comerciais de eucalipto. Foram definidas quatro unidades de manejo florestal, totalizando 293,43 ha. O inventário florestal contínuo foi realizado em 34 parcelas permanentes de 400 m<sup>2</sup>. O espaçamento de plantio foi de 3,0 x 2,5 m. As categorias de modelo testadas foram: em nível de povoamento (MP), pelo sistema de equações simultâneas de Clutter; de distribuição diamétrica (MDD), pelo ajuste de função densidade de probabilidade de Weibull-2P e de árvores individuais (MAI), pelo modelo de Pienaar e Schiver. As três categorias de modelo proporcionaram estimativas confiáveis da produção em volume com casca, aos 36, 48, 60 e 72 meses, para as unidades de manejo estudadas. O MAI foi a categoria mais precisa e consistente na estimativa do volume por hectare. As projeções com MP e MDD podem gerar estimativas similares de volume para idades além daquelas em que se realizou o inventário florestal.

Palavras-chave: Clutter; modelagem da produção; Pienaar e Schiver; Weibull-2P

### **PRODUCTION OF UNTHINNED EUCALYPT STAND ESTIMATED BY THREE CATEGORIES OF MODELS**

Abstract – The aim of this study was to evaluate and compare three categories of growth and production models in commercial eucalypt plantations. Four forest management units were defined, totaling 293.43 ha. The continuous forest inventory was realized in 34 permanent plots of 400 m<sup>2</sup>. The planting spacing was 3.0 x 2.5 m. The categories of model tested were: in level of stand (MP), using Clutter's simultaneous equations; diameter distribution model (MDD), by adjustment of the Weibull-2P's probability density function and individual trees (MAI), by Pienaar and Schiver model. The three model categories provided reliable estimates of the volume with bark production at 36, 48, 60 and 72 months for the management units studied. MAI was the most accurate and consistent category in estimating volume per hectare. Projections with MP and MDD can generate similar estimates of volume for ages beyond those in which the forest inventory was carried out.

Keywords: Clutter; production modeling; Pienaar e Schiver; Weibull-2P



### 3.1 INTRODUÇÃO

O aumento na demanda de produtos florestais tem estimulado o aperfeiçoamento de sistemas produtivos (PEREIRA et al., 2016). Os projetos florestais são caracterizados pelo longo período entre os investimentos iniciais e a receita futura, o que provoca grande expectativa sobre o volume a ser colhido (DEMOLINARI et al., 2007). O planejamento da produção assume um papel fundamental no manejo das florestas e avaliação econômica (RETSLAFF et al., 2012).

Informações precisas do crescimento de florestas contribuem para melhorar a eficiência logística das atividades do setor e suprir a demanda industrial de madeira. Ferramentas para prognosticar o estoque de madeira e rendimento são necessárias para um planejamento adequado (VANCLAY, 1994; TRINCADO V. et al., 2003; DIAMANTOPOULOU et al., 2015).

A modelagem é um procedimento estatístico empregado por gestores para esboçar o desenvolvimento vegetal com confiabilidade, auxiliando na definição de tratamentos silviculturais e do momento ideal para o corte, compra e venda da madeira ou aquisição de novas áreas (VANCLAY, 1994; NASCIMENTO et al., 2015; PEREIRA et al., 2016). As três principais categorias de modelos de crescimento e produção são destinadas para povoamento, distribuição diamétrica ou árvores individuais (DAVIS et al., 2005; CAMPOS e LEITE, 2013). A escolha dessa categoria é normalmente feita conforme o nível de detalhamento desejado e disponibilidade de dados dendrométricos.

Os modelos em nível de povoamento, ou do tipo povoamento total, exprimem a produção em unidade de área (explícitos) (DIAS et al., 2005; CRUZ et al., 2008). Não explicam diretamente a variação do tamanho das árvores dentro das unidades de manejo, fato que não limita seu uso quando o manejo é destinado à produção de celulose ou energia (CAMPOS e LEITE, 2013; CASTRO et al., 2013; MENDONÇA et al. 2014). Os melhores modelos são aqueles de densidade variável, considerada parte dinâmica de um sistema de equações (SALLES et al., 2012). O modelo mais difundido no Brasil é o de Clutter (CAMPOS e LEITE, 2013;), ajustado originalmente para parcelas estabelecidas em povoamentos de *Pinus taeda* L. (CLUTTER, 1963). É um modelo consistente e compatível entre o crescimento e a produção (CAMPOS e LEITE, 2013).

Os sistemas de predição implícita são aqueles que requerem informações básicas da produção e da estrutura do povoamento, como os modelos de distribuição diamétrica (DIAS et al., 2005; SCOLFORO et al., 2016). Embora sejam mais dispendiosos computacionalmente

que aqueles de povoamento total, são frequentemente usados para a obtenção de multiprodutos da madeira (MENDONÇA et al. 2014).

Uma abordagem comum aos modelos de distribuição diamétrica é o uso de funções de densidade de probabilidade (f.d.p) estatística para distribuir os diâmetros em classes de tamanho (DIAMANTOPOULOU et al., 2015). A função mais utilizada no setor florestal é a de Weibull (CAMPOS e LEITE, 2013). Descrita por Weibull (1951), a função é capaz de descrever diversas distribuições uni-modais e seus parâmetros podem ser estimados sem integração numérica.

Os modelos de distribuição diamétrica fornecem estimativas da quantidade de árvores por hectare em cada classe de diâmetro nas idades presente e futura (RETSLAFF et al., 2012). A partir da aplicação de equações de volume, de taper ou de razão volumétrica permite a estimação da produção por hectare em cada classe (CAMPOS e LEITE, 2013). A prognose é feita para cada intervalo por sistemas de equações que estimam os parâmetros da f.d.p. para idades futuras (CASTRO et al., 2013). A produção total é calculada pelo somatório da variável de interesse em todas essas classes.

Os modelos de árvores individuais fornecem informações mais detalhadas e tratam cada árvore como unidade básica para a predição, em vez de parcela (DIAS et al., 2005; SOARES et al., 2017). Demanda total controle nas medições das parcelas permanentes, inclusive da idade exata em que uma árvore morre (CAMPOS e LEITE, 2013). É amplamente empregado em florestas inequiâneas para investigar padrões de crescimento entre espécies e fitofisionomias (SOARES et al., 2017).

A aplicação de modelos de árvores individuais em florestas equiâneas e monoespecíficas ainda é incipiente no Brasil. Provavelmente, devido à carência de dados apropriados para o seu ajuste e à maior quantidade de funções que compõem o modelo e falta de pesquisas que demonstrem sua precisão (CASTRO et al., 2013). Ressalta-se que a comparação da prognose oriunda de diversas categorias de modelos de crescimento e produção fornecem subsídios na busca de estimativas sem viés.

O objetivo do presente estudo foi avaliar e comparar três categorias de modelos de crescimento e produção em plantações comerciais de eucalipto.

## 3.2 MATERIAL E MÉTODOS

### 3.2.1 Descrição dos dados

Utilizaram-se dados provenientes de 34 parcelas permanentes distribuídas em povoamentos clonais de eucalipto, inseridos na região central de Minas Gerais. Foram definidas quatro unidades de manejo florestal (UMF), sendo lançadas: 11 parcelas na UMF1 (87,91 ha); 6 parcelas na UMF2 (42,74 ha); 10 parcelas na UMF3 (77,21 ha) e 7 parcelas na UMF4 (85,57 ha). As parcelas possuíam uma área de 400 m<sup>2</sup>. O espaçamento de plantio foi de 3,0 x 2,5 m.

O inventário florestal contínuo foi realizado nas idades de 24, 36, 48, 60 e 72 meses. Mensurou-se o diâmetro à altura do peito (*DAP* – à altura de 1,30 m do solo, cm) com casca de todos os fustes. Em cada parcela, foram tomadas a altura total (*Ht*, m) de 15 árvores e de 4 árvores dominantes (*Hd*, m), de acordo conceito de Assmann (1970), que concerne à altura média das 100 árvores de maior diâmetro em um hectare. Submeteram-se os dados a uma criteriosa consistência, seguindo recomendações de Campo e Leite (2013).

As estimativas de volume com casca foram obtidas pelo ajuste do modelo de Schumacher e Hall (1933) linearizado. Para cada UMF, foi utilizada uma equação específica, fornecida pela empresa florestal, para o cálculo do volume individual das árvores (Tabela 1).

Tabela 1. Equações de volume com casca (VCC, m<sup>3</sup>.árvore<sup>-1</sup>) de cada unidade de manejo florestal (UMF)

UMF	Equações
1	$Ln(Vcc) = -9,8529 + 0,9212.Ln(DAP) + 0,9395.Ln(Ht)$
2	$Ln(Vcc) = -9,6953 + 1,8465.Ln(DAP) + 0,9754.Ln(Ht)$
3	$Ln(Vcc) = -9,6356 + 1,9982.Ln(DAP) + 0,8251.Ln(Ht)$
4	$Ln(Vcc) = -9,8927 + 1,7132.Ln(DAP) + 1,1522.Ln(Ht)$

*Ln* = logaritmo neperiano.

O índice do sítio (*S*) foi estimado usando as medidas de altura dominante. Isto foi feito estabelecendo uma relação funcional da altura dominante com a idade, para cada unidade de manejo. As equações obtidas foram rearranjadas conforme o método da curva-guia (CLUTTER et al., 1983) para estimação do índice de sítio. A idade-índice foi igual a 60 meses.

$$\text{Ln}(Hd) = \alpha_0 + \alpha_1 \left( \frac{1}{I} \right) + \text{Ln}(\varepsilon)$$

$$\text{Ln}(S) = \text{Ln}(Hd) - \alpha_1 \left( \frac{1}{I} - \frac{1}{60} \right) + \text{Ln}(\varepsilon)$$

em que:

$\alpha_0$  e  $\alpha_1$  = parâmetros do modelo; e

$\varepsilon$  = erro aleatório,  $\varepsilon \sim \text{NID}(0, \sigma^2)$ .

### 3.2.2 Modelo em nível de povoamento

As estimativas dos parâmetros do modelo de Clutter (1963) foram obtidas pelo método dos mínimos quadrados, em dois estágios, com auxílio do programa Eviews 5.0 (IHS GLOBAL, 2004). O sistema equações simultâneas foi:

$$\begin{cases} \text{Ln}(B_2) = \text{Ln}(B_1) \left( \frac{I_1}{I_2} \right) + \phi_0 \left( 1 - \frac{I_1}{I_2} \right) + \phi_1 \left( 1 - \frac{I_1}{I_2} \right) S + \text{Ln}(\varepsilon) \\ \text{Ln}(V_2) = \phi_2 + \phi_3 \left( \frac{1}{I_2} \right) + \phi_4 S + \phi_5 \text{Ln}(B_2) + \text{Ln}(\varepsilon) \end{cases}$$

em que:

$B_1$  e  $B_2$  = áreas basais presente e futura ( $\text{m}^2 \cdot \text{ha}^{-1}$ ), respectivamente;

$I_1$  e  $I_2$  = idades presente e futura (meses), respectivamente;

$V_2$  = volume com casca futuro ( $\text{m}^3 \cdot \text{ha}^{-1}$ );

$\phi_0$  e  $\phi_1$  = parâmetros do modelo de área basal; e

$\phi_2 \dots \phi_5$  = parâmetros do modelo volumétrico.

### 3.2.3 Modelo de distribuição diamétrica

Os dados foram agrupados em classes com intervalos regulares de 2,0 cm de diâmetro. Para modelar a frequência diamétrica por parcela foi adotada a f.d.p. Weibull. O parâmetro de locação ( $\alpha$ ) foi fixado a zero, restringindo o modelo a uma distribuição de dois parâmetros. Esta decisão pautou-se na premissa de que o parâmetro locação possui baixa correlação com características do povoamento e sua exclusão facilita a projeção dos parâmetros de forma e escala (RUSTAGI, 1977; NOGUEIRA, 2003; BINOTI et al., 2010).

$$f(x) = \left( \frac{\gamma}{\beta} \right) \left( \frac{x}{\beta} \right)^{\gamma-1} e^{-\left( \frac{x}{\beta} \right)^\gamma}$$

em que:

$\beta$  e  $\gamma$  = parâmetro de escala e forma, respectivamente;

$x$  = centro de classe de diâmetro (cm),  $x \geq 0$ .

O método de estimação dos parâmetros foi o da máxima verossimilhança, mais usado devido sua característica assintótica e por proporcionar estimativas mais confiáveis e com menor tendenciosidade (NOGUEIRA et al., 2005, LEITE et al., 2010; DIAMANTOPOULOU et al., 2015). Os parâmetros escala e forma foram obtidos para cada uma das parcelas disponíveis no conjunto de dados. Os ajustes foram feitos através de planilhas eletrônicas do *software* da Microsoft Office Excel®.

Realizou-se redistribuição teórica dos diâmetros por classe, ou recuperação da distribuição diamétrica, através da alternativa tradicional de se relacionar os parâmetros obtidos da função Weibull com características do povoamento, como a idade. Essas relações foram estabelecidas através do ajuste de um conjunto de modelos aplicando o método dos mínimos quadrados e o procedimento iterativo Quasi-Newton. Os ajustes foram efetuados no *software* Statistica 8.0 (STATSOFT Inc., 2009).

$$\ln(y_2) = \ln(y_1)e^{-\theta_1(I_2^{\theta_2} - I_1^{\theta_2})} + \varepsilon$$

$$dmax_2 = dmax_1e^{-\theta_3(I_2^{\theta_4} - I_1^{\theta_4})} + \varepsilon$$

$$\ln(\beta_2) = \ln(\beta_1)e^{-\theta_5(I_2^{\theta_6} - I_1^{\theta_6})} + \varepsilon$$

$$N_2 = N_1e^{-\theta_7(I_2^{\theta_8} - I_1^{\theta_8})} + \varepsilon$$

em que:

$\gamma_1$  e  $\gamma_2$  = parâmetros de forma da função Weibull em  $I_1$  e  $I_2$ , respectivamente;

$dmax_1$  e  $dmax_2$  = diâmetro máximo em  $I_1$  e  $I_2$ , respectivamente;

$\beta_1$  e  $\beta_2$  = parâmetros de escala da função Weibull em  $I_1$  e  $I_2$ , respectivamente;

$N_1$  e  $N_2$  = número de árvores.ha<sup>-1</sup> em  $I_1$  e  $I_2$ , respectivamente; e

$\theta_1 \dots \theta_8$  = parâmetros do conjunto de relações funcionais para redistribuição dos diâmetros.

Para estimar a altura total, foram testados quatro modelos citados por Nogueira (2003), que relacionam a altura total de cada árvore com variáveis individuais da árvore e do povoamento. Apenas um modelo foi selecionado para as análises subsequentes do MDD.

$$\ln(Ht) = \theta_8 + \theta_9 S + \theta_{10} \left( \frac{1}{DAP} \right) + \theta_{11} \ln(I) + \varepsilon \quad (1)$$

$$Ht = \theta_8 + \theta_9 I + \theta_{10} DAP + \theta_{11} S + \varepsilon \quad (2)$$

$$Ht = \theta_8 + \theta_9 I + \theta_{10} S + \theta_{11} \ln(I \cdot DAP) + \varepsilon \quad (3)$$

$$Ht = \theta_8 + \theta_9 DAP + \theta_{10} S \cdot \ln(I) + \varepsilon \quad (4)$$

Projetou-se a estrutura diamétrica futura a partir da distribuição em uma idade atual, partindo-se sempre de uma distribuição inicial observada. Para determinação da produção total em volume com casca, as variáveis foram totalizadas por unidade de área (hectare).

### 3.2.4 Modelo de árvores individuais

A construção do modelo de árvores individuais envolveu a projeção das dimensões de cada árvore e a estimação de sobrevivência no decorrer dos anos. O modelo apresentado por Pienaar e Schiver (1981), originalmente desenvolvido para descrever a sobrevivência vegetal, foi ajustado para a obtenção das estimativas futuras de *DAP*, *Ht* e densidade do povoamento (*N*). Ajustou-se esse modelo através do método dos mínimos quadrados e o procedimento iterativo Quasi-Newton.

$$Y_2 = Y_1 e^{-\delta_0(I_2^{\delta_1} - I_1^{\delta_1})} + \varepsilon$$

em que:

$Y_1$  e  $Y_2 = DAP$ ,  $Ht$  ou  $N$  em  $I_1$  e  $I_2$ , respectivamente; e

$\delta_0$  e  $\delta_1$  = parâmetros do modelo de Pienaar e Schiver (1981).

### 3.2.5 Avaliação dos modelos

A precisão dos ajustes e projeções das parcelas foi avaliada através da raiz quadrada do erro médio (RQEM, %), média das diferenças percentuais (MDP, %), coeficiente de correlação de Pearson ( $r_{Y\hat{Y}}$ ) e análise gráfica dos resíduos percentuais, conforme Campos e Leite (2013).

$$RQEM (\%) = \frac{100}{\bar{V}} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (V_i - \hat{V}_i)^2}{n}}$$

$$MDP (\%) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{\hat{V}_i - V_i}{V_i} \right) 100$$

$$r_{Y\hat{Y}} = \frac{cov(V, \hat{V})}{\sqrt{S^2(V)S^2(\hat{V})}}$$

em que:

$V_i$ ,  $\hat{V}_i$  e  $\bar{V}$  = volumes com casca observado, estimado e médio ( $m^3 \cdot ha^{-1}$ );

$n$  = número de casos;

$S^2$  = variância;

$cov$  = covariância.

Para avaliar a projeção entre os modelos além dos períodos mensurados, projetou-se o volume com casca das UMF's na idade de 24 meses até 120 meses. Aplicou-se o teste de

$F(H_0)$  Graybill para avaliar a aderência dos dados estimados aos observados. Inicialmente, foi feito a análise do modelo linear  $Y_j = \beta_0 + \beta_1 Y_1 + \varepsilon$ , sendo  $Y_j$  = alturas estimadas e  $Y_1$  = alturas observadas. A similaridade entre  $Y_1$  e  $Y_j$  foi verificada a partir do teste de hipótese, sendo  $H_0 = \beta' = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$  "versus"  $H_a = \text{não } H_0$ . Para testar a hipótese, aplicou a fórmula, sob hipótese de normalidade:

$$F(H_0) = \frac{(\beta - \theta)'(Y_1'Y_1)(\beta - \theta)}{2QMRes} \sim F_{\alpha}(2, n - 2gl.)$$

em que:

$$\beta = \begin{bmatrix} \hat{\beta}_0 \\ \hat{\beta}_1 \end{bmatrix};$$

$$\theta = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix};$$

$$Y_1'Y_1 = \begin{bmatrix} n & \sum Y_1 \\ \sum Y_1 & \sum Y_1^2 \end{bmatrix}; \text{ e}$$

$QMRes$  = quadrado médio do resíduo.

Assim, se  $F(H_0) \geq F_{\alpha}(2, n - 2 gl.)$ , a hipótese  $H_0$  é rejeitada. Caso  $F(H_0) < F_{\alpha}(2, n - 2 gl.)$ , a hipótese  $H_0$  não é rejeitada, admitindo-se a identidade entre dois métodos avaliados, ou seja,  $Y_j = Y_1$ , considerando-se o nível  $\alpha$  de significância.

Para diagnóstico do efeito significativo, adotou-se o nível de confiança de 95,0 % de probabilidade em todas as análises estatísticas.

### 3.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

#### 3.3.1 Estimação do índice de sítio

As estatísticas de precisão, apresentadas abaixo, evidenciaram um bom desempenho da equação de altura dominante. Considerando o conceito de que o índice de sítio é a altura dominante em uma idade índice, foi obtida uma equação de sítio para todas as UMF's. As estimativas de S foram utilizadas no ajuste do modelo de Clutter (1963).

$$\ln(Hd) = 3,6948 - 24,8863 \left(\frac{1}{I}\right); \text{ RQEM} = 11,83 \%; \text{ MDP} = 0,33 \% \text{ e } r_{Y\hat{Y}} = 0,876^*;$$

$$\ln(S) = \ln(Hd) - (-24,8863) \left(\frac{1}{I} - \frac{1}{60}\right)$$

#### 3.3.2 Qualidade dos ajustes

As equações obtidas para cada categoria de modelo e suas respectivas medidas de precisão estão apresentadas na Tabela 2. Em geral, as equações das três categorias se

ajustaram bem aos dados observados, em razão da alta correlação e dos baixos valores de RQEM e, em módulo, de MDP. A estimativa de volume com casca por hectare dos modelos apresentaram valores de RQEM inferiores a 10 %, MDP próximo a zero e coeficientes de correlação relativamente altos ( $> 0,950$ ) (Figura 1), indicando que as variáveis independentes utilizadas nas equações têm grande influência nas variáveis dependentes. Entretanto, verificou-se diferenças no grau de ajustamento entre os modelos.

Os sinais associados aos parâmetros do sistema de equações simultâneas de Clutter (1963) devem ser analisados com atenção, pois apresentam relevância biológica (SALLES et al., 2012; CASTRO et al., 2013). O sinal do parâmetro  $\phi_3$ , associado ao inverso da idade, foi negativo e está coerente com a literatura (CAMPOS e LEITE, 2013). Por outro lado, verificou-se a ocorrência de valor negativo no parâmetro relacionado ao índice de sítio na equação de área basal. O parâmetro  $\phi_1$  foi negativo mesmo substituindo  $S$  por  $LnB_1$ ,  $(LnB_1)^2$  ou  $Hd$ . Optou-se por remover o termo  $\left[\left(1 - \frac{I_1}{I_2}\right)S\right]$  do respectivo modelo, conforme sugerido por Campos e Leite (2013).

Todos os parâmetros do MP foram estatisticamente significativos pelo teste  $t$  ( $p < 0,05$ ). Os erros das estimativas variaram de -18,48 a 12,21 % para área basal e de - 25,66 a 20,33 % para o volume com casca. Esses valores estão de acordo com o verificado para plantações de eucalipto não desbastadas por Castro et al. (2013); Castro et al. (2015) e Azevedo et al. (2016). Uma leve tendência à superestimação nos maiores volumes foi observada no MP (Figura 1). Fato que corrobora com os resultados obtidos com o ajuste de Clutter (1963) por Demolinari et al. (2007) e Gonçalves et al. (2016).

As equações empregadas durante a redistribuição teórica dos diâmetros por classe, que estimam os parâmetros da função Weibull-2P, não foram tendenciosos e tiveram comportamento homocedástico. O MDD foi a categoria com menor RQEM (7,50 %) e maior coeficiente de correlação ( $r_{Y\hat{Y}} = 0,973$ ), com erros variando de -33,23 a 33,58 % para o volume com casca (Figura 1).

A maioria dos MDD's têm apresentado resultados satisfatórios, apenas no que refere à estimativa do parâmetro de escala (BINOTI et al., 2014). As equações menos precisas obtidas para o MDD avaliado foram aquelas que concerne às estimas do parâmetro de forma ( $\gamma_2$ ) (Tabela 2). A equação do parâmetro de forma apresentou os maiores desvios (RQEM = 24,56 %) e menor correlação ( $r_{Y\hat{Y}} = 0,650$ ), porém baixa média residual (MDP = 0,64 %). Pouca precisão em equações que estimam o  $\gamma_2$  já foram relatadas por Nogueira et al. (2005); Binoti et al. (2014) e Azevedo et al. (2016). A baixa correlação do



parâmetro de forma com características do povoamento não prejudicou a qualidade de ajustamento do MDD.

Tabela 2. Equações obtidas para as três categorias de modelo avaliadas

Modelos	Equações	RQEM (%)	MDP (%)	$r_{YP}$
MP	$Ln(B_2) = Ln(B_1) \left( \frac{I_1}{I_2} \right) + 3,6360 \left( 1 - \frac{I_1}{I_2} \right);$	5,76	1,31	0,971*
	$Ln(V_2) = 1,8849 - 13,6104 \left( \frac{1}{I_2} \right) + 0,0144 S + 1,1379 Ln(B_2)$	8,50	1,72	0,969*
MDD	$Ln(y_2) = Ln(y_1)e^{-0,0038(I_2^{0,7339} - I_1^{0,7339})};$	24,56	0,64	0,650*
	$dmax_2 = dmax_1 e^{-97,2887(I_2^{-1,5948} - I_1^{-1,5948})};$	3,43	-0,15	0,969*
	$Ln(\beta_2) = Ln(\beta_1)e^{-77,9751(I_2^{-1,8457} - I_1^{-1,8457})};$	3,78	0,01	0,962*
	$N_2 = N_1 e^{-269,9613(I_2^{0,000029} - I_1^{0,000029})}$	0,68	-0,01	0,998*
	$Ln(Ht) = 1,7395 + 0,0159.S - 6,4763 \left( \frac{1}{DAP} \right) + 0,3637.Ln(I)$	6,84	0,29	0,964*
MAI	$DAP_2 = DAP_1 e^{-121,7257(I_2^{-1,6956} - I_1^{-1,6956})};$	4,13	-0,20	0,974*
	$Ht_2 = Ht_1 e^{-135,3378(I_2^{-1,6246} - I_1^{-1,6246})};$	5,73	-0,15	0,948*
	$N_2 = N_1 e^{-269,9613(I_2^{0,000029} - I_1^{0,000029})}$	0,68	-0,01	0,998*

MP = modelo em nível de povoamento (CLUTTER, 1963); MDD = modelo de distribuição diamétrica (Weibull-2P); MAI = modelo de árvores individuais (PIENAAR e SCHIVER, 1981); RQEM = raiz quadrada do erro médio; MDP = média das diferenças percentuais e  $r_{YP}$  = coeficiente de correlação de Pearson. \* correlação de Pearson significativa ( $p < 0,05$ ).

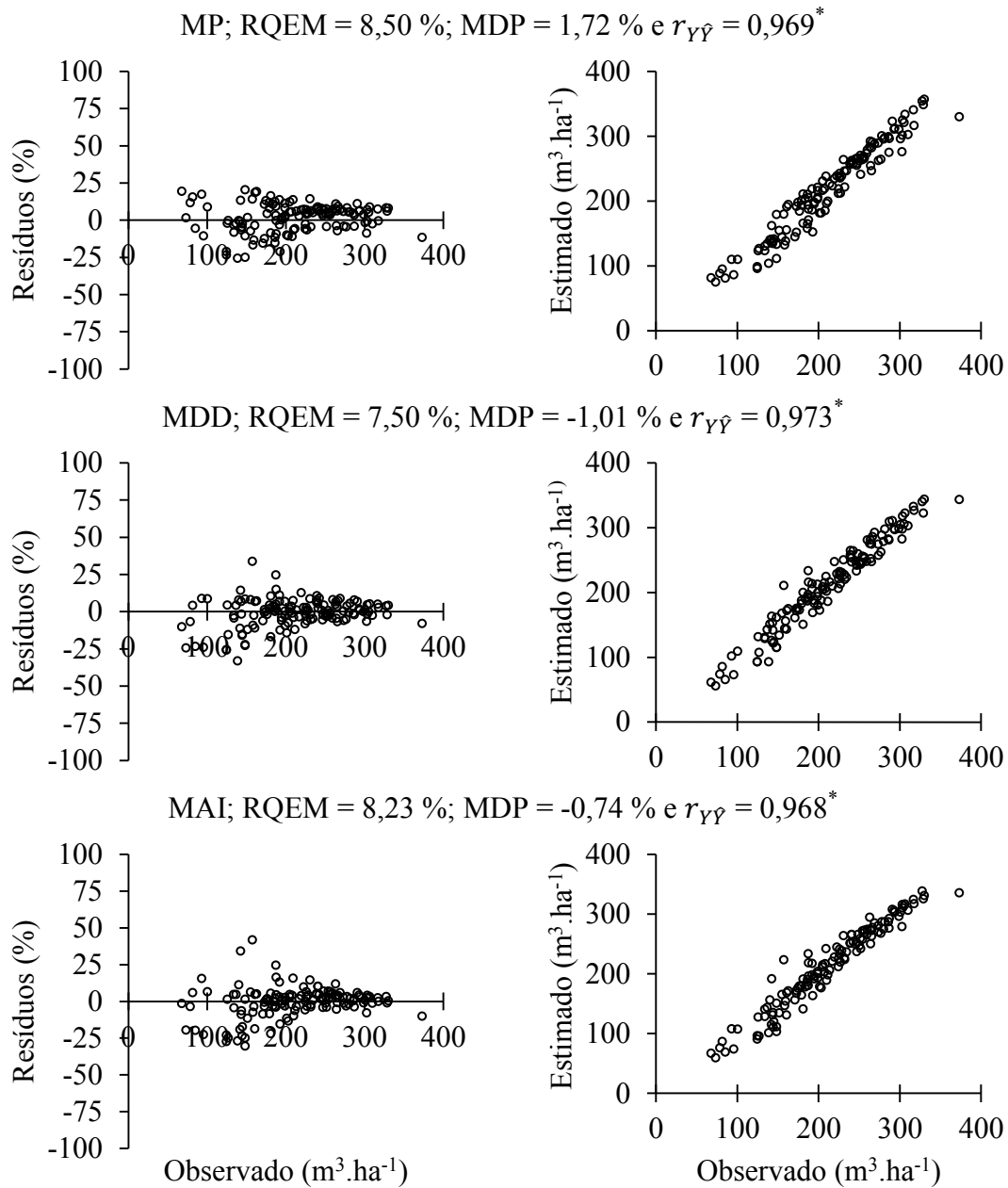


Figura 1. Representações gráficas da distribuição dos resíduos percentuais e da relação entre volumes com casca estimados e observados para três categorias de modelo.

Resíduos calculados para projeções consecutivas (de 24 para 36 meses,... e 60 para 72 meses). MP = modelo em nível de povoamento (CLUTTER, 1963); MDD = modelo de distribuição diamétrica (Weibull-2P); MAI = modelo de árvores individuais (PIENAAR e SCHIVER, 1981).

A mortalidade natural das árvores foi pequena, diminuindo ligeiramente o número de árvores ao longo dos anos. Salienta-se que trata-se de um evento de difícil estimação, aleatório e com causas não complementamente identificadas em uma unidade de manejo ou povoamento (CRECENTE- CAMPO et al., 2009; CASTRO et al., 2013). Todavia, a equação da sobrevivência apresentou um bom ajuste.

A partir dos valores observados e estimados de volume com casca, o MAI apresentou o menor MDP ( $|-0,74\%|$ ) (Figura 1). Os erros das estimativas variaram de -30,63 a 41,55 % para o volume. Salienta-se, que a variabilidade no tamanho das árvores tende a ser crescente com a idade em povoamentos equiâneos monoespecíficos (BINKLEY et al., 2002; SOARES et al., 2016 e SOARES et al., 2017). No entanto, essa categoria foi mais precisa nos maiores volumes. Essa característica é de grande importância para o manejo florestal, em que se busca maior precisão das projeções futuras de volume e de árvores com maior valor comercial.

### **3.3.3 Avaliação das projeções de produção em volume**

A precisão das projeções de volume com casca por parcela não foi similar entre as categorias de modelo (Tabela 3). Espera-se maior precisão para os menores intervalos entre as idade de projeção (NOGUEIRA et al., 2005). Essa expectativa foi confirmada para o RQEM e o coeficiente de correlação, exceto quando a idade atual foi de 24 meses para o MP. A menor precisão foi verificada na projeções de 24 para 72 meses com o MDD. Nesta projeção, tanto o MDD quanto o MP tenderam a superestimar a média do volume (MDP de 7,71 % e 5,06 %, respectivamente).

As estimativas de volume com casca projetado a partir de 24 meses foram estatisticamente similares aos valores observados pelo teste  $F(H_0)$ , diferenças entre categorias foram constatadas. As três categorias estimaram com precisão os volumes futuros (Figura 2). Entretanto, uma pequena tendência à superestimação da média do volume, ponderada pela área das UMF's, foi observada aos 72 meses, quando se projetou com MP e MDD. Essa superestimação pode ser resultado de uma tendência à estagnação da produção, melhor representada pelas estimativas do MAI. Apesar dos elevados valores de RQEM (de 16,50 a 23,35), a projeção com MAI a partir de 24 meses forneceu estimativas de volume sem tendências (Figura 2).

Um aspecto importante que deve ser considerado na projeção, é o comportamento do volume além da idade em que se realizou o inventário. O volume projetado com o MP além de 72 meses foi próximo ao obtido com MDD. A superioridade do MAI foi comprovada em

todas as idades projetadas (Figura 2). A modelagem de árvores individuais por regressão mostrou ser uma eficiente ferramenta de prognose. Nota-se que o MP e MDD, embora proporcione informações menos detalhadas, suas estimativas foram confiáveis para a projeção futura do volume com casca por hectare. Nota-se que o MP e MDD, embora proporcione informações menos detalhadas, suas estimativas foram confiáveis para a projeção futura do volume com casca por hectare.

Tabela 3. Estatísticas utilizadas para avaliar as diferenças entre produções totais observadas e estimadas por três categorias de modelos

Idade de projeção (meses)	RQEM (%)	MDP (%)	$r_{Y\hat{Y}}$	RQEM (%)	MDP (%)	$r_{Y\hat{Y}}$	RQEM (%)	MDP (%)	$r_{Y\hat{Y}}$
	----- MP -----			----- MDD -----			----- MAI -----		
24 para 36	13,64	-5,20	0,901*	14,72	-2,49	0,914*	16,50	-1,22	0,887*
24 para 48	12,37	-5,77	0,835*	21,71	-3,83	0,857*	21,67	-4,47	0,831*
24 para 60	10,61	1,06	0,829*	23,40	0,23	0,848*	21,97	-3,41	0,822*
24 para 72	13,38	7,71	0,786*	27,13	5,06	0,805*	23,35	-2,29	0,778*
36 para 48	7,21	0,35	0,947*	8,10	-5,09	0,967*	10,72	-3,84	0,964*
36 para 60	9,12	6,54	0,938*	7,78	-1,08	0,966*	11,21	-2,77	0,950*
36 para 72	15,03	12,90	0,879*	11,89	3,37	0,918*	13,56	-1,60	0,894*
48 para 60	6,96	5,76	0,968*	3,19	-0,35	0,988*	3,27	1,15	0,986*
48 para 72	13,11	12,25	0,932*	6,52	4,02	0,958*	5,92	2,12	0,956*
60 para 72	7,90	5,98	0,952*	5,99	3,88	0,966*	4,44	0,95	0,973*

MP = modelo em nível de povoamento (CLUTTER, 1963); MDD = modelo de distribuição diamétrica (Weibull-2P); MAI = modelo de árvores individuais (PIENAAR e SCHIVER, 1981); RQEM = raiz quadrada do erro médio; MDP = média das diferenças percentuais e  $r_{Y\hat{Y}}$  = coeficiente de correlação de Pearson. \* correlação de Pearson significativa ( $p < 0,05$ ).

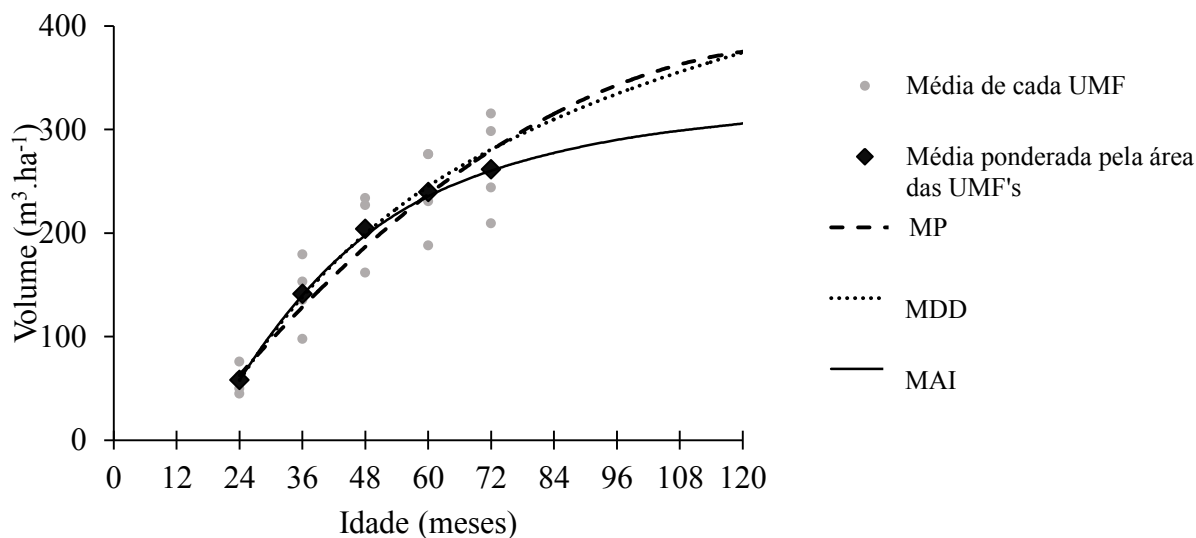


Figura 2. Representação gráfica da projeção futura do volume com casca considerando a idade atual de 24 meses para três categorias de modelo. Pontos em tracejado: modelo em nível de povoamento (CLUTTER, 1963); Pontilhado: modelo de distribuição diamétrica (Weibull-2P) e linha: modelo de árvores individuais (PIENAAR e SCHIVER, 1981).

### 3.4 CONCLUSÕES

O ajuste do modelo em nível de povoamento (pelo sistema de equações simultâneas de Clutter), o ajuste do modelo de distribuição diamétrica (pela função densidade de probabilidade de Weibull-2P e o conjunto de relações funcionais adotadas para redistribuição teórica dos diâmetros) e o ajuste para árvores individuais (pelo modelo Pienaar e Schiver) proporcionaram estimativas confiáveis da produção em volume com casca, aos 36, 48, 60 e 72 meses, para as unidades de manejo estudadas.

O modelo em nível de árvore individual foi o mais preciso e consistente na estimativa do volume com casca por hectare.

As projeções com modelos em nível de povoamento e de distribuição diamétrica podem gerar estimativas similares de volume com casca por hectare para idades além daquelas em que se realizou o inventário florestal.

### 3.5 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ASSMANN, E. **The principles of forest yield study**. New York: Pergamon, 1970. 506p.

AZEVEDO, G. B.; OLIVEIRA, E. K. B.; AZEVEDO, G. T. O.; BUCHMANN, H. M.; MIGUEL, E. P.; REZENDE, A. V. Modelagem da produção em nível de povoamento e por distribuição diamétrica em plantio de eucalipto. **Scientia Forestalis**, v. 44, n. 110, p. 383-392, 2016.

BINKLEY, D.; STAPE, J. L.; RYAN, M.G.; BARNARD, H. R.; FOWNES, J. 2002. Age-related decline in forest ecosystem growth: an individual-tree, stand-structure hypothesis. **Ecosystems**, v. 5, p. 58–67, 2002.

BINOTI, D. H. B.; LEITE, H. G.; NOGUEIRA, G. S.; SILVA, M. L. M.; GARCIA, S. L. R.; CRUZ, J. P. Uso da função Weibull de três parâmetros em um modelo de distribuição diamétrica para plantios de eucalipto submetidos a desbaste. **Revista Árvore**, v. 34, n. 1, p. 147-156, 2010.

BINOTI, M. L. M. S.; BINOTI, D. H. B.; SILVA, A. A. L.; PONTES, C. Utilização de redes neurais artificiais para a projeção da distribuição diamétrica de povoamentos equiâneos. **Revista Árvore**, v. 38, n. 4, p. 747-754, 2014.

CAMPOS, J. C. C.; LEITE, H. G. Mensuração Florestal. 4 ed. Viçosa: UFV, 2013. 605 p.

CASTRO, R. V. O.; CUNHA, A. B.; SILVA, L. V.; LEITE, H. G.; SILVA, A. A. L. Modelagem do crescimento e produção para um povoamento de *Eucalyptus* utilizando dois métodos para quantificação do índice de local. **Scientia Forestalis**, v. 43, n. 105, p. 83-90, 2015.

CASTRO, R. V. O.; SOARES, C. P. B.; MARTINS, F. B.; LEITE, H. G. Crescimento e produção de plantios comerciais de eucalipto estimados por duas categorias de modelos. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 48, n. 3, p. 287-295, 2013.

CLUTTER, J. L. Compatible growth and yield models for Loblolly Pine. **Forest Science**, Bethesda, v. 9, n. 3, p. 354-371, 1963.

CLUTTER, J. L.; FORSTON, J. C., PIENAAR, L. V., BRISTER, G. H.; BAILEY, R. L. **Timber Management: A Quantitative Approach**. New York: Wiley, 1983, 333p.

CRECENTE-CAMPO, F.; MARSHALL, P.; RODRÍGUEZ-SOALLEIRO, R. Modelling non-catastrophic individual-tree mortality for *Pinus radiata* plantations in northwestern Spain. **Forest Ecology and Management**, v. 257, p. 1542-1550, 2009.

CRUZ, J. P.; LEITE, H. G.; SOARES, C. P. B.; CAMPOS, J. C. C.; SMIT, L.; NOGUEIRA, G. S.; OLIVEIRA, M. L. R. Modelos de crescimento e produção para plantios comerciais jovens de *Tectona grandis* em Tangará da Serra, Mato Grosso. **Revista Árvore**, v. 32, n. 5, p. 821-828, 2008.

DAVIS, L. S.; JOHNSON, K. N.; BETTINGER, P.; HOWARD, T. E. **Forest management: to sustain ecological, economic, and social values**. 4.ed. Illinois: Waveland, 2005. 804p.

DEMOLINARI, R. A.; SOARES, C. P. B.; LEITE, H. G.; SOUZA, A. L. Crescimento de plantios clonais de eucalipto não desbastados na região de Monte Dourado (PA). **Revista Árvore**, v. 31, n. 3, p. 503-512, 2007.

DIAMANTOPOULOU, M. J.; ÖZÇELİK, R.; CRESCENTE-CAMPO, F.; ELER, Ü. Estimation of Weibull function parameters for modelling tree diameter distribution using least squares and artificial neural networks methods. **Biosystems Engineering**, v. 133, p. 33-45, 2015.



DIAS, A. N.; LEITE, H. G.; CAMPOS, J. C. C.; COUTO, L.; CARVALHO, A. F. Emprego de um modelo de crescimento e produção em povoamentos desbastados de eucalipto. **Revista Árvore**, v. 29, n. 5, p. 731-739, 2005.

GONÇALVES, J. C.; CARVALHO, S. P. C.; OLIVEIRA, A. D.; GOMIDE, L. R. Comparação dos modelos prognósticos de Clutter e da função logística. **Pesquisa Florestal Brasileira**, v. 36, n. 87, p. 311-317, 2016.

IHS GLOBAL. **Eviews 5**: quantitative micro software. Version 5. Irvine: IHS Global, 2004.

LEITE, H. G.; BINOTI, D. H. B.; GUIMARÃES, D. P.; SILVA, M. L. M.; GARCIA, S. L. R. Avaliação do ajuste das funções Weibull e hiperbólica a dados de povoamento de eucalipto submetidos a desbaste. **Revista Árvore**, v. 34, n. 2, p. 305-311, 2010.

LEITE, H. G.; OLIVEIRA, F. H. T. Statistical procedure to test identity between analytical methods, **Communications in Soil Science Plant Analysis**, v.33, n.7/8, p.1105-1118, 2002.

MENDONÇA, A. R.; CALEGARIO, N.; SILVA, G. F.; SOUZA, A. L.; TRUGILHO, P. F.; CARVALHO, S. P. C.; POSSATO, E. L. Modelagem da produção de sortimentos em povoamentos de eucalipto. **Cerne**, v. 20, n. 4, p. 587-594, 2014.

NASCIMENTO, F. A. F.; DIAS, A. N.; FIGUEIREDO FILHO, A.; MIRANDA, G. M.; ARCE, J. E. Sistema de crescimento e produção para povoamentos de *Pinus taeda* na região norte de Santa Catarina. **Cerne**, v. 21, n. 2, p. 235-242, 2015.

NOGUEIRA, G. S. **Modelagem do crescimento e da produção de povoamentos de *Eucalyptus* sp. e de *Tectona grandis* submetidos a desbaste**. 2003. 132f. Tese (Doutorado em Ciência Florestal) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, MG, 2003.

NOGUEIRA, G. S.; LEITE, H. G.; CAMPOS, J. C. C.; CARVALHO, A. F.; SOUZA, A. L. Modelo de distribuição diamétrica para povoamentos de *Eucalyptus* sp. submetidos a desbaste. **Revista Árvore**, v. 29, n. 4, p. 579-589, 2005.

PEREIRA, J. C.; DIAS, P. A. S.; MERGULHÃO, R. C.; THIERSCH, C. R.; FARIA, L. C. Modelo de crescimento e produção de Clutter adicionado de uma variável latente para predição do volume em um plantio de *Eucalyptus urograndis* com variáveis correlacionadas espacialmente. **Scientia Forestalis**, v. 44, n. 110, p. 393-403, 2016.

PIENAAR, L. V.; SCHIVER, B. D. Survival functions for site prepared slash pine plantations in the flat woods of Georgia Northern Florida. **Southern Journal Forestry**, v. 5, n. 2, p. 59-62, 1981.

RETSLAFF, F. A. S.; FIGUEIREDO FILHO, A.; DIAS, A. N.; BERNETT, L. G.; FIGURA, M. A. Prognose do crescimento e da produção em classes de diâmetro para povoamentos desbastados de *Eucalyptus grandis* no sul do Brasil. **Revista Árvore**, v. 36, n. 4, p. 719-732, 2012.

RUSTAGI, K. P. Predicting stand structure in even aged stands. In: GROWTH MODELS FOR LONG TERM FORECASTING OF TIMBER YIELDS, 1977, Blacksburg. **Proceedings...** [S.l.]: IUFRO, [1977]. p.1-16.

SALLES, T. T.; LEITE, H. G.; OLIVEIRA NETO, S. N. O.; SOARES, C. P. B.; PAIVA, H. N.; SANTOS, F. L. Modelo de Clutter na modelagem de crescimento e produção de eucalipto em sistemas de integração lavoura-pecuária-floresta. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 47, n. 2, p. 253-260, 2012.

SCHUMACHER, F. X.; HALL, F. S. Logarithmic expression of timber-tree volume. **Journal of Agricultural Research**, v. 47, n. 9, p. 719-734, 1933.

SCOLFORO, H. F.; CASTRO NETO, F.; SCOLFORO, J. R. S.; BURKHART, H.; MCTAGUE, J. P.; RAIMUNDO, M. R.; LOOS, R. A.; FONSECA, S.; SARTÓRIO, R. C. Modelling dominant height growth of eucalyptus plantations with parameters conditioned to climatic variations. **Forest Ecology and Management**, v. 380, p. 182-195, 2016.

SOARES, A. A. V.; LEITE, H. G.; CRUZ, J. P.; FORRESTER, D. I. Development of stand structural heterogeneity and growth dominance in thinned *Eucalyptus* stands in Brazil. **Forest Ecology and Management**, v. 384, p. 339-346, 2017.

SOARES, A. A. V.; LEITE, H. G.; SOUZA, A. L.; SILVA, S. R.; LOURENÇO, H. M.; FORRESTER, D. I. Increasing stand structural heterogeneity reduces productivity in Brazilian *Eucalyptus* monoclonal stands. **Forest Ecology and Management**, v. 373, p. 26-32, 2016.

STATSOFT, Inc. **STATISTICA (data analysis software system), version 8**. 2009. (Software Estatístico).

TRINCADO V. GUILLERMO.; QUEZADA P., R.; von GADOW, K. A comparison of two stand table projection methods for young *Eucalyptus nitens* (Maiden) plantations in Chile. **Forest Ecology and Management**, v. 180, p. 443-451, 2003.

VANCLAY, J. K. **Modelling forest growth and yield**: applications to mixed tropical forests. Wallingford: School of Environmental Science and Management Papers, 1994. 537 p.

WEIBULL, W. A statistical distribution function of wide applicability. **Journal of Applied Mechanics**, v.18, p. 293-297, 1951.

#### 4. CONCLUSÕES GERAIS

O principal propósito deste trabalho foi introduzir o uso de modelos hipsométricos pouco difundidos no setor florestal e comparar suas estimativas com modelos tradicionalmente empregados, adotando duas técnicas de predição estatística (Regressão e Redes Neurais Artificiais - RNA). As equações provenientes do modelo de altura total em função do diâmetro e altura dominante mostraram-se superiores aos modelos apenas em função do diâmetro.

As RNA mostraram-se superiores à regressão. Entretanto, o ganho em precisão para estimar a altura de árvores foi mínimo. A estratificação é um procedimento que pode melhorar a qualidade das estimativas de altura, minimizando a influência de diferenças edáficas, climáticas e biológicas. A escolha da técnica de predição estatística e do critério de estratificação pelo manejador/pesquisador deve considerar o ganho em precisão, tempo de processamento e o grau de dificuldade de implementação da ferramenta adotada. Ressalta-se que o presente trabalho não avaliou tempo dispendido no processamento de dados, podendo este ser questionado em pesquisas futuras.

Além disso, foram comparados o ajuste e projeção de três categorias de modelos de crescimento e produção. Todas forneceram estimativas confiáveis da produção em volume com casca aos 36, 48, 60 e 72 meses. A categoria em nível de árvore individual foi a mais precisa e consistente na estimativa do volume com casca por hectare, com um ajuste relativamente simples. É provável que a dificuldade de aplicação desta categoria de modelo se relaciona à disponibilidade de dados e/ou à falta de conhecimento e pesquisas que demonstrem sua precisão. Sendo assim, é recomendado que mais pesquisas sobre a modelagem em nível de árvore individual para florestas equiâneas sejam realizadas.



## 5. APÊNDICE

.





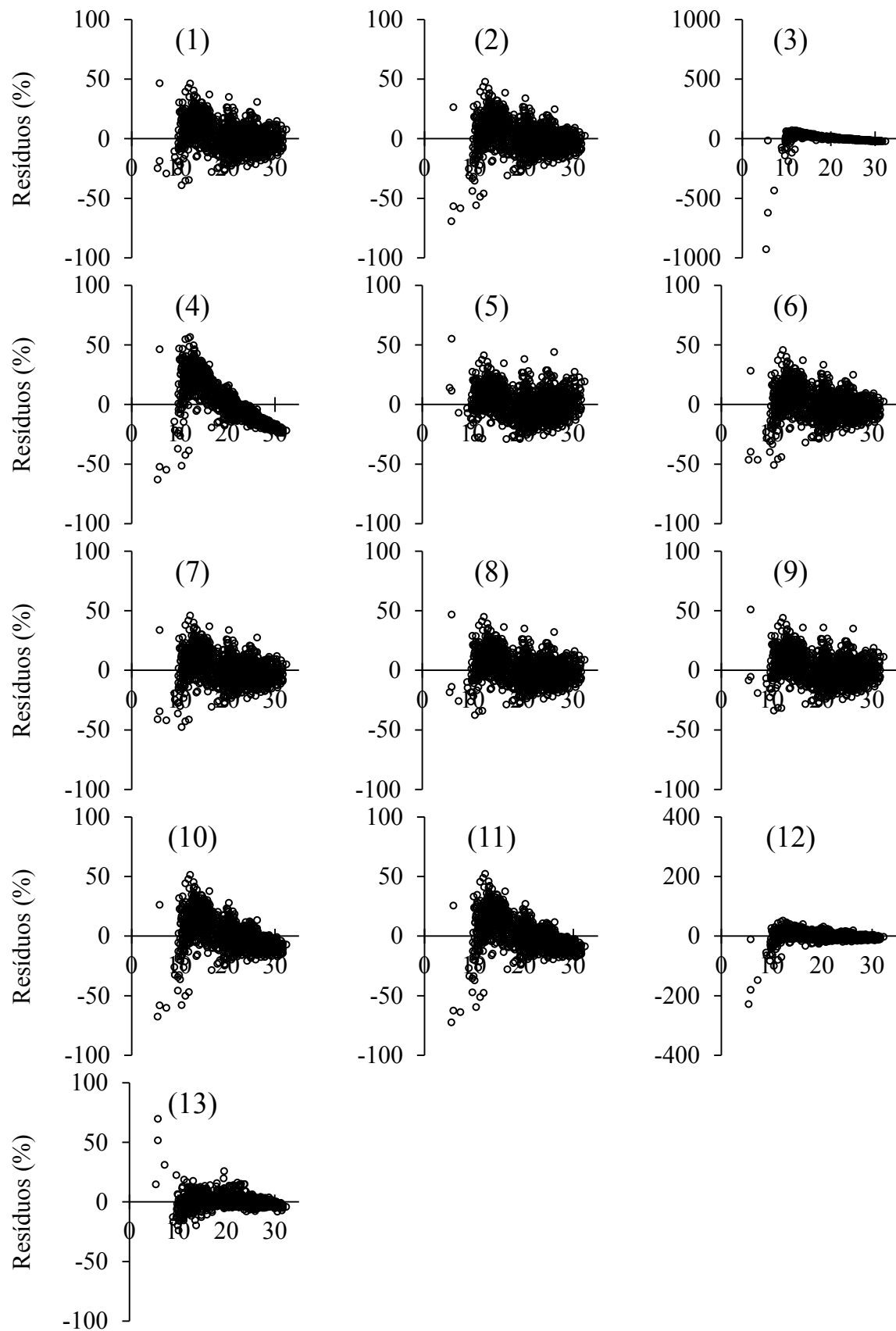


Figura 1A. Distribuição dos resíduos percentuais em função da altura (m) dos modelos ajustados por regressão na fase de parametrização, sem estratificação.

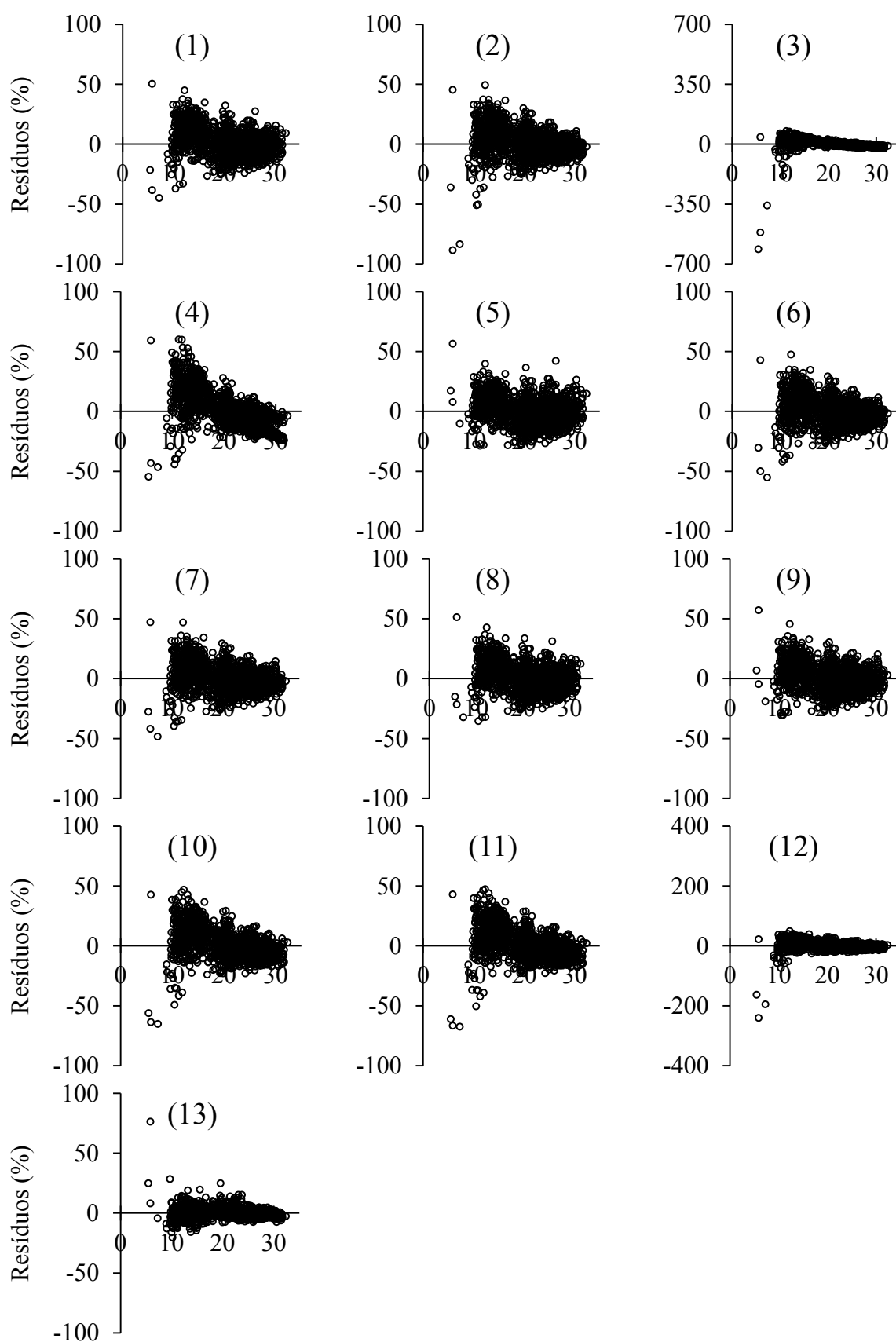


Figura 2A. Distribuição dos resíduos percentuais em função da altura (m) dos modelos ajustados por regressão na fase de parametrização, aplicando a estratificação por UMF (E1).

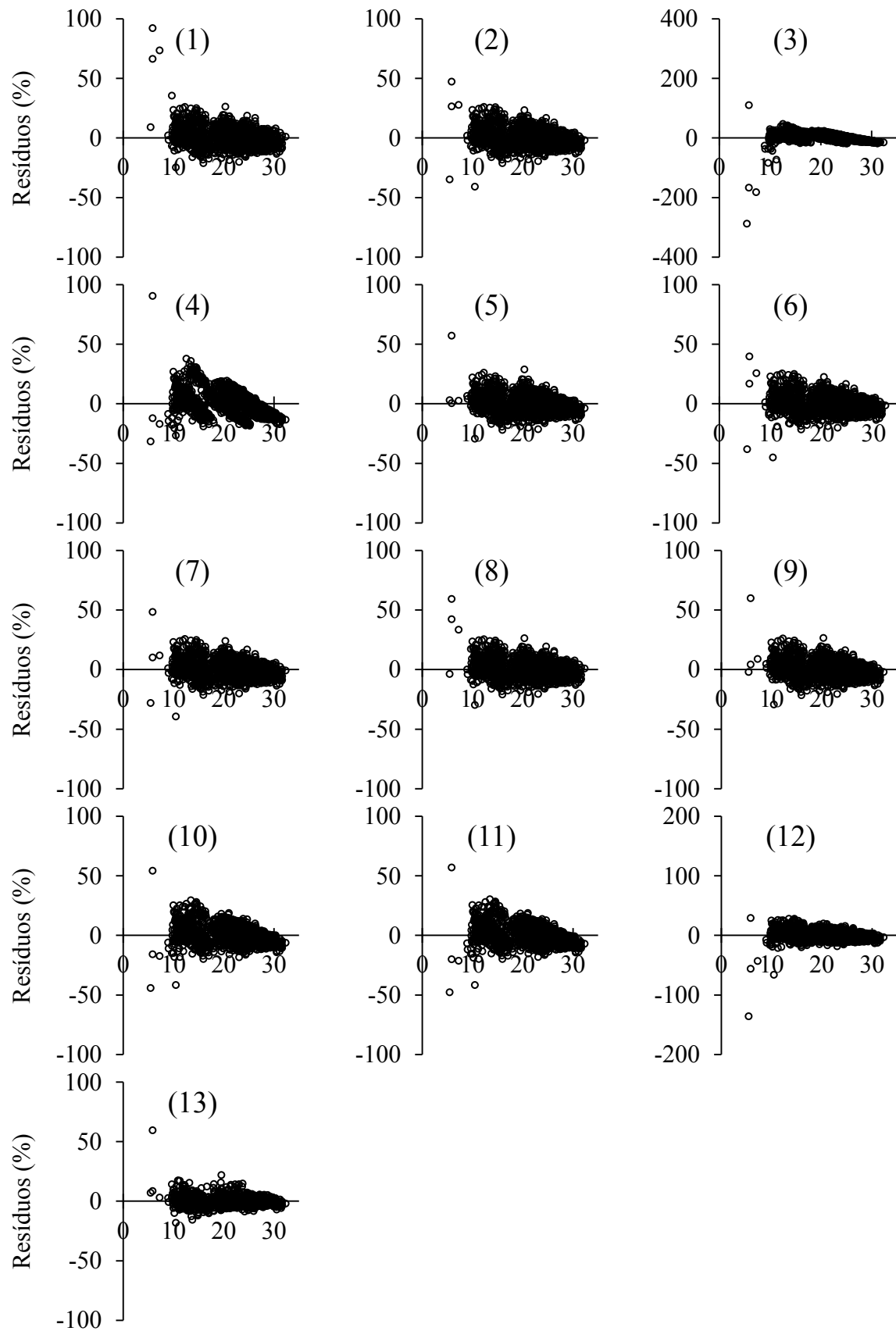


Figura 3A. Distribuição dos resíduos percentuais em função da altura (m) dos modelos ajustados por regressão na fase de parametrização, aplicando a estratificação por idade (E2).

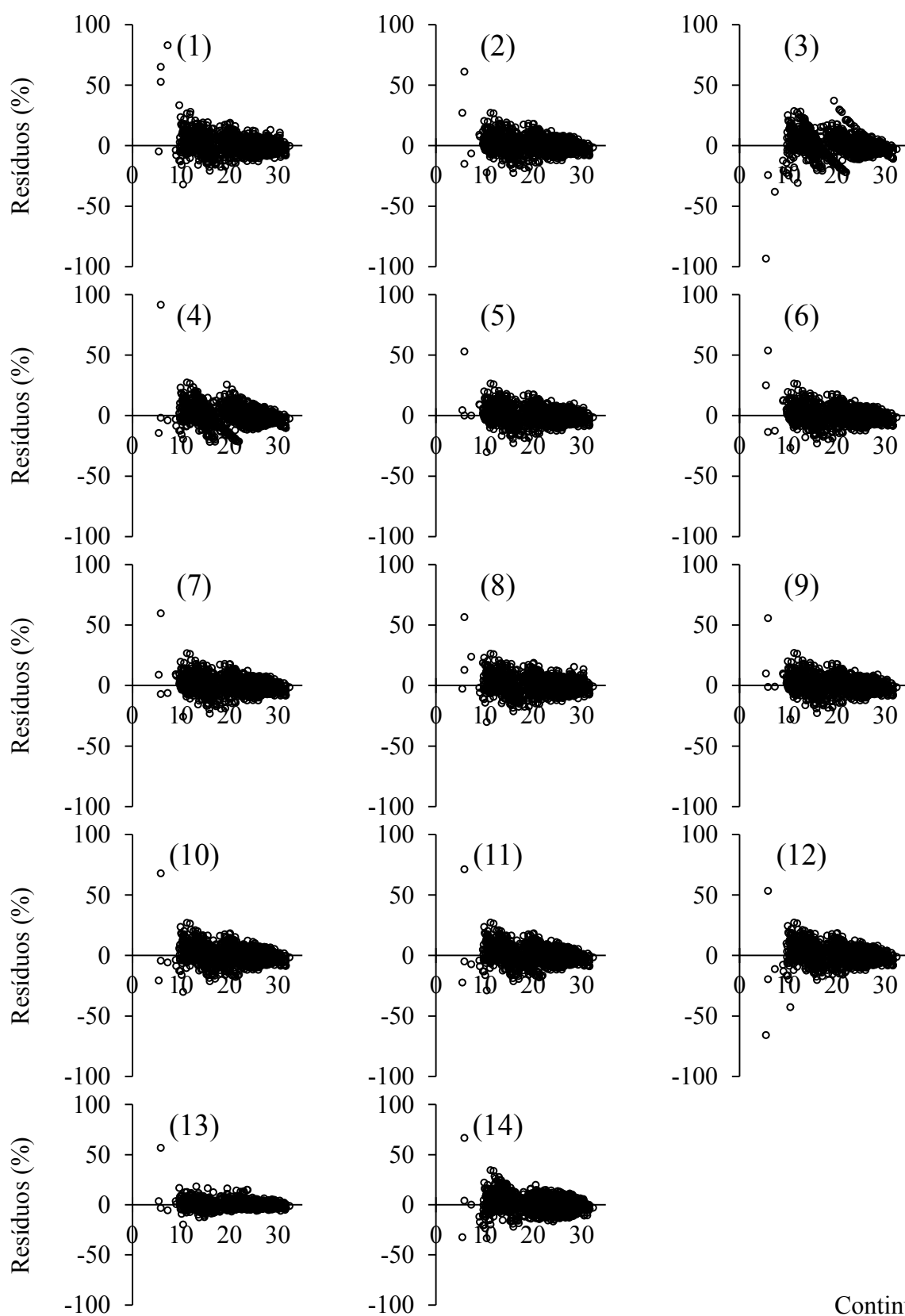


Figura 4A. Distribuição dos resíduos percentuais em função da altura (m) dos modelos ajustados por regressão na fase de parametrização, aplicando a estratificação por UMF e idade (E3).

Figura 4A. Continuação...

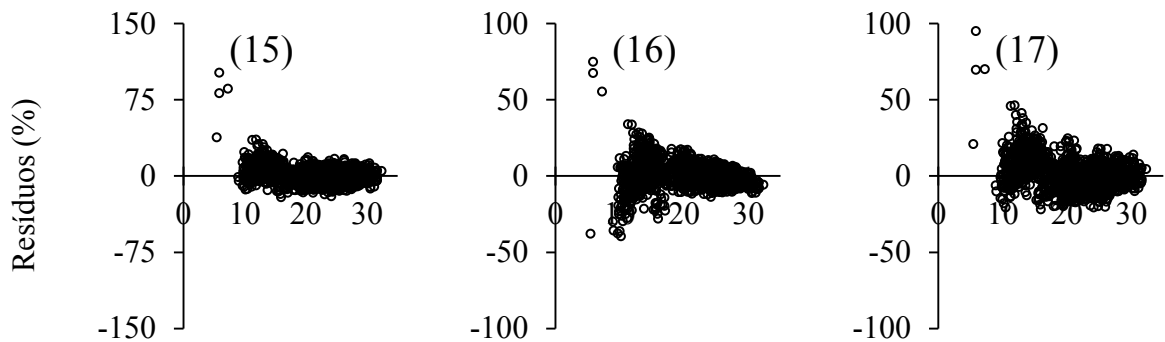


Figura 4A. Distribuição dos resíduos percentuais em função da altura (m) dos modelos ajustados por regressão na fase de parametrização, aplicando a estratificação por UMF e idade (E3).

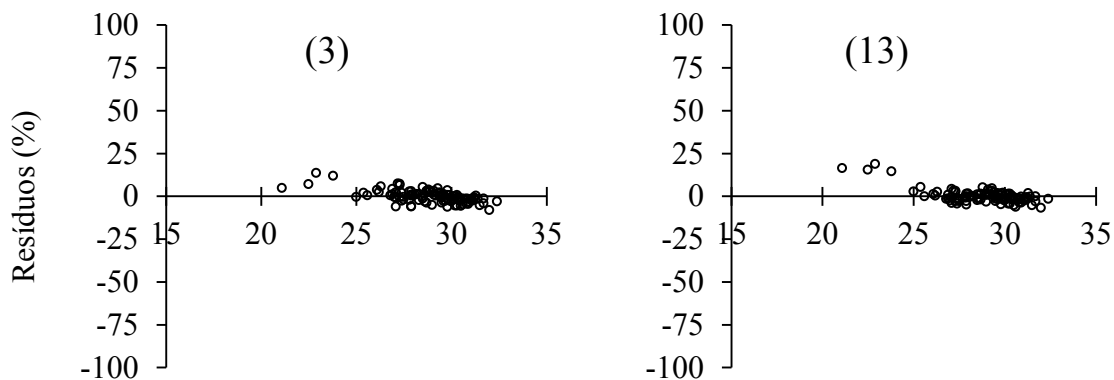


Figura 5A. Distribuição dos resíduos percentuais em função da altura (m) dos modelos (3) e (13) ajustados por regressão na fase de parametrização, no estrato “UMF2 e 72 meses”.

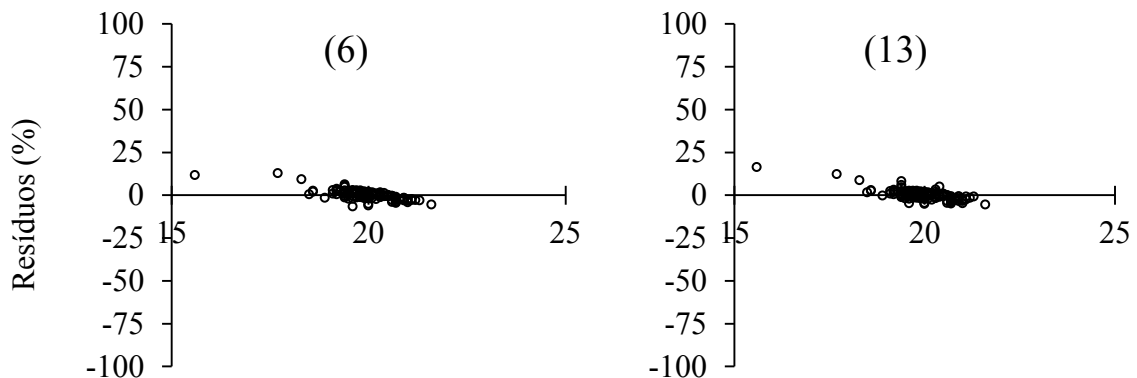


Figura 6A. Distribuição dos resíduos percentuais em função da altura (m) dos modelos (6) e (13) ajustados por regressão na fase de parametrização, no estrato “UMF4 e 36 meses”.